

冬小麦 SPAD 值无人机可见光和多光谱植被指数结合估算

牛庆林¹ 冯海宽² 周新国¹ 朱建强³ 雍蓓蓓¹ 李会贞¹

(1. 中国农业科学院农田灌溉研究所, 新乡 453002; 2. 国家农业信息化工程技术研究中心, 北京 100097;
3. 长江大学农学院, 荆州 434025)

摘要: SPAD(Soil and plant analyzer development)值能够反映作物叶片叶绿素含量,是表征作物健康状态的重要指标。采用无人机搭载可见光和多光谱相机同步获取冬小麦可见光和多光谱影像,同时获取冬小麦叶片 SPAD 值,探究了可见光和多光谱植被指数与 SPAD 值的关系,将可见光植被指数与多光谱植被指数相结合进行 SPAD 值估算,利用逐步回归和随机森林回归方法估算 SPAD 值,并将估算结果进行对比,筛选出冬小麦叶片 SPAD 值的最优估算模型。结果表明,SPAD 值与可见光植被指数(IKAW 和 RBRI)、多光谱植被指数(GNDVI、CI、GMSR 和 GOSAVI)具有较好的相关性,与可见光植被指数(CIVE)和多光谱植被指数(GNDVI)的相结合指数具有较好的相关性,其估算模型的 R^2 为 0.89,模型验证的 RMSE 为 2.55,nRMSE 为 6.21%。研究表明,可见光植被指数与多光谱植被指数相结合指数逐步回归和随机森林回归模型估算 SPAD 值的精度高于仅用可见光植被指数或多光谱植被指数,采用逐步回归的估算模型 R^2 为 0.91,模型验证 R^2 、RMSE 和 nRMSE 分别为 0.89、2.32 和 5.64%,采用随机森林回归的估算模型 R^2 为 0.90,模型验证 R^2 、RMSE 和 nRMSE 分别为 0.88、2.51 和 6.12%。

关键词: 冬小麦; SPAD 值; 可见光植被指数; 多光谱植被指数; 逐步回归; 随机森林回归

中图分类号: S127 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2021)08-0183-12 OSID: 

Combining UAV Visible Light and Multispectral Vegetation Indices for Estimating SPAD Value of Winter Wheat

NIU Qinglin¹ FENG Haikuan² ZHOU Xinguo¹ ZHU Jianqiang³ YONG Beibei¹ LI Huizhen¹

(1. Farmland Irrigation Research Institute, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Xinxiang 453002, China
2. National Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China
3. College of Agriculture, Yangtze University, Jingzhou 434025, China)

Abstract: Soil and plant analyzer development (SPAD) can reflect the chlorophyll content of crop leaves, and it is an important indicator of crop health. The visible light and multispectral images of winter wheat were synchronously obtained by unmanned aerial vehicle (UAV) equipped with visible light and multispectral cameras, and the SPAD value of winter wheat leaves were also obtained. The purposes were to explore the relationship between visible light vegetation indices, multispectral vegetation indices and SPAD value, estimate SPAD value by combining visible light and multispectral vegetation indices, and estimate SPAD value by using stepwise regression and random forest regression. The results were compared to select the best model for estimating SPAD value of winter wheat leaves. The results showed that SPAD value had good correlation with visible light vegetation indices (IKAW and RBRI) and multispectral vegetation indices (GNDVI, CI, GMSR and GOSAVI). Besides, SPAD value had a good correlation with the combination index of visible light vegetation index (CIVE) and multispectral vegetation index (GNDVI). The R^2 of the estimation model of combination index was 0.89, the RMSE was 2.55, and nRMSE of the model verification was 6.21%, respectively. The results showed that compared with the indices of visible light vegetation and that of multispectral vegetation respectively, the

收稿日期: 2021-04-27 修回日期: 2021-05-22

基金项目: 国家重点研发计划项目(2018YFC1508301)、中国农业科学院基本科研业务费专项(FIRI2018-08、FIRI2019-05-05、FIRI202001-04)和国家自然科学基金项目(41601346)

作者简介: 牛庆林(1989—),男,研究实习员,主要从事无人机农业定量遥感相关技术及其农业应用研究,E-mail: niuql2011@126.com

通信作者: 雍蓓蓓(1988—),女,助理研究员,主要从事土壤、作物和水分等化学分析研究,E-mail: yongbeibei123@126.com

model of stepwise regression and random forest regression of the combination indices of visible light vegetation and multispectral vegetation were more accurate in estimating SPAD value. The R^2 of the optimal stepwise regression model of combination indices was 0.91, and the R^2 , RMSE and nRMSE of the model verification were 0.89, 2.32 and 5.64%, respectively. The R^2 of the random forest regression model of combination indices was 0.90, and the R^2 , RMSE and nRMSE of the model verification were 0.88, 2.51 and 6.12%, respectively, which indicated good estimation results. The research result provided a reference for the estimation of winter wheat growth information based on the combining UAV visible light and multispectral image vegetation indices and improved the accuracy and stability of the estimation model.

Key words: winter wheat; SPAD value; visible light vegetation index; multispectral vegetation index; stepwise regression; random forest regression

0 引言

叶绿素含量是表征作物健康状态的重要指标,在不同生育期对作物施肥与田间管理具有指导意义^[1]。随着环境和生育期的变化,作物叶绿素含量也会发生相应变化,因此及时准确估算作物叶绿素含量具有重要意义^[2]。传统的叶绿素含量估测方法不仅具有破坏性,而且费时、耗力。叶绿素含量与 SPAD (Soil and plant analyzer development) 值具有较好的相关性^[3-5], 作物叶片 SPAD 值是反映叶片叶绿素含量的有效指标,测量叶片 SPAD 值是叶片叶绿素含量无损测量的有效途径,具有快速、便捷的优点。

随着传感器、物联网、互联网+、大数据和人工智能等技术的发展,农业遥感技术在农业领域的应用深度和广度都在不断扩展^[6]。无人机遥感在国内外农业领域发展快速^[7-8]。与无人机搭载的雷达传感器或高光谱相机相比,可见光和多光谱相机成本低、重量轻,极大地减轻了无人机遥感平台的载荷,续航时间明显延长,因此可以快速获取大范围的作物空间影像数据,而且后续影像数据处理的难度低,更容易推广应用,已成为大范围作物长势监测应用的研究热点^[9]。

基于无人机多光谱影像提取不同光谱通道的影像灰度,计算多光谱植被指数,进行叶面积指数 (Leaf area index, LAI) 和 SPAD 值的估算,具有较好的估算结果^[10-11]。基于无人机可见光影像提取红、绿和蓝影像通道的灰度,计算可见光植被指数,也具有较好的估算结果^[12-15]。随着计算机计算能力的增强及无人机遥感技术在作物长势监测应用研究的深入,将不同类型的数据相结合或融合、构建作物长势参数的估测模型,能够进一步提高作物长势参数估测模型的精度和稳定性,因此成为目前的研究热点^[13,15-18]。

然而,基于无人机可见光和多光谱影像计算可

见光和多光谱植被指数,将可见光植被指数与多光谱植被指数相结合估测冬小麦 SPAD 值的研究还很少。因此,本文探究 SPAD 值与可见光和多光谱植被指数的关系,将可见光植被指数与多光谱植被指数相结合估算冬小麦 SPAD 值,并基于可见光植被指数、多光谱植被指数和可见光与多光谱相结合植被指数,分别采用逐步回归和随机森林回归方法估算 SPAD 值,对比分析不同类型植被指数估算 SPAD 值的精度,以期对冬小麦 SPAD 值的估算提供参考。

1 材料与方法

1.1 试验区概况

试验区位于湖北省荆州市荆州区长江大学科研基地 (32°21'22"N, 112°8'14.5"E, 海拔约 32 m), 属于热带季风气候区,年平均气温 15.9~16.6℃,多数年份降水量在 1 100~1 300 mm 之间,有足够的气候资源供农作物生长。冬小麦种植在 2 m×2 m 的混凝土有底测坑中,共 48 个测坑,种植郑麦 9023 和鄂麦 580 两个品种,如图 1 所示,于 2018 年 10 月 31 日播种,播种量为 135 kg/hm²,进行条播,行距为 25 cm,氮、磷、钾肥用量分别为 180、75、90 kg/hm²,磷钾肥做基肥,其中氮肥分为基肥和腊肥,比例为 7:3,其他田间管理措施按照当地的标准统一管理。

1.2 冬小麦 SPAD 值田间数据获取

SPAD-502Plus 型叶绿素仪是一个重量轻、紧凑的测量作物叶片叶绿素相对含量的无损监测仪器,SPAD 值能够指示作物叶片中叶绿素含量的相对值,SPAD 值越大,表明叶片叶绿素含量越高,指示作物生长越健康。每个测坑选择具有代表性的 5 个植株,分别选定每个植株的旗叶进行 SPAD 值的测量,测量位置为叶片的中间,取 5 个旗叶 SPAD 值的平均值作为该小区冬小麦叶片的 SPAD 值^[19],一个测坑得到一个样本数据。分别在 2019 年 4 月 16 日、4 月 24 日和 5 月 9 日进行冬小麦叶片 SPAD 值的测量,其中 4 月 16 日和 4 月 24 日,40 个测坑分

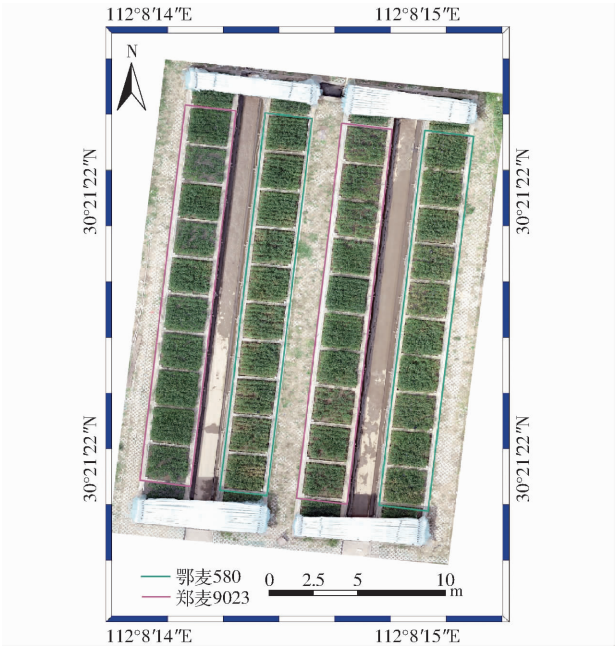


图 1 研究区测坑分布情况
Fig. 1 Distribution of leaching-pond

别取得 40 个样本数据,5 月 9 日,由于冬小麦叶片受到不同程度白粉病和条锈病等的影响,得到 27 个有效样本数据,3 次取样共得到 107 个样本数据。借助于 R 软件将获取的冬小麦 SPAD 值随机分为两部分,70% 的样本数据(75 个)用于构建 SPAD 值的估算模型,30% 的样本数据(32 个)用于对估算模型进行验证与评价,其统计结果如表 1 所示。

表 1 冬小麦 SPAD 值的统计结果

Tab.1 Statistical results of SPAD value of winter wheat						
数据集	样本 量	最小 值	均值	最大 值	标准 差	变异 系数/%
估算模型	75	23.7	42.0	52.1	7.5	17.9
验证模型	32	26.1	41.0	49.9	6.9	16.9

1.3 无人机影像获取与预处理

在天空晴朗无云的条件下,与获取田间冬小麦 SPAD 值同步,利用 Phantom4 Pro V2.0 型无人机搭载微小型可见光相机和多光谱相机进行冬小麦可见光和多光谱影像的获取,如图 2 所示。可见光相机包含红、绿和蓝光谱通道,具有 1 英寸 2 000 万像素 CMOS(Complementary metal-oxide-semiconductor)传感器,感光度高达 12 800,具有较高的空间分辨率。多光谱相机为 S3 小型机载多光谱仪,具有红(660 nm)、绿(550 nm)和近红外(850 nm)光谱通道,尺寸为 59 mm×41.5 mm×36 mm,裸机质量为 50 g,带电池质量为 76 g,配备 GPS(Global positioning system)接收器,自动对每个图像进行地理标记,具有 1 200 万像素和敏锐的非鱼镜头,可获得高质量的多光谱影像。

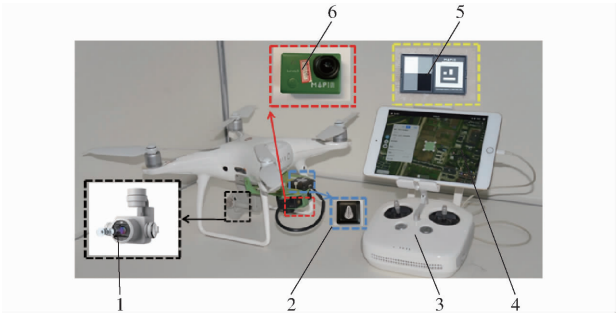


图 2 无人机遥感平台

Fig. 2 Remote sensing platform of unmanned aerial vehicle
1. 可见光相机 2. GPS 接收器 3. 遥控器 4. 监视器 5. 多光谱影像定标版 6. 多光谱相机

无人机飞行前进行研究区的航线规划,设置航高 20 m,航向重叠度 85%,旁向重叠度 80%,飞行速度 2 m/s,可见光相机选择自动拍照模式,多光谱相机设置快门速度 1/1 000 s,感光度 50,拍照间隔 2 s 等参数,进入航线前需拍摄多光谱定标版影像,用于多光谱影像信息值的定标。利用 S3 小型机载多光谱仪对应的光谱定标软件,首先对获取的 RAW 和 JPG 格式的原始数据进行预处理,分别得到 TIF 格式的定标板和冬小麦多光谱单幅影像,基于 TIF 格式的定标板多光谱影像生成定标系数,利用定标系数依次对 TIF 格式的冬小麦多光谱单幅影像进行定标,得到 TIF 格式定标后的冬小麦多光谱单幅影像^[8]。借助 Agisoft PhotoScan Professional 软件进行无人机可见光和定标的多光谱影像的拼接处理,生成对应的高清数字正射影像(Digital orthophoto map,DOM)^[13],可见光影像空间分辨率为 0.006 m,多光谱影像空间分辨率为 0.009 m。

为了降低边缘效应对提取冬小麦可见光红、绿和蓝影像通道灰度和多光谱红、绿和近红外影像通道灰度的影响,对拼接的可见光和多光谱 DOM 进行中值滤波的图像算法处理,中值滤波模板尺寸分别设置为 0×0、3×3、5×5、7×7 和 9×9。选择土壤、混凝土和冬小麦为研究对象,其中混凝土的像元纯净度最高、土壤次之,冬小麦较低,分别提取中值滤波处理后的可见光和多光谱 DOM 中的土壤、混凝土和冬小麦的影像灰度,与不使用中值滤波处理提取的土壤、混凝土和冬小麦的影像灰度均值和标准差进行对比,分别以可见光和多光谱 DOM 的红通道影像为例,提取土壤、混凝土和冬小麦的影像灰度均值和标准差,如表 2、3 所示。

不同尺寸中值滤波模板对提取可见光红通道土壤、混凝土和冬小麦影像灰度均值影响较小,但对提取区域内的影像灰度标准差影响差异较大,随着滤波模板的增大,冬小麦和土壤影像灰度标准差逐渐

表 2 可见光影像的红通道灰度的均值与标准差

Tab.2 Mean value and standard deviation of gray of red channel of visible light image

模板 尺寸	均值			标准差		
	混凝土	土壤	冬小麦	混凝土	土壤	冬小麦
0×0	238.09	185.58	79.12	3.63	28.82	46.65
3×3	238.07	185.73	78.56	3.20	24.81	41.01
5×5	238.13	186.45	77.15	2.89	19.78	32.75
7×7	238.16	186.94	76.46	2.77	16.45	26.60
9×9	238.18	187.16	75.94	2.69	41.43	22.30

表 3 多光谱影像的红通道灰度的均值与标准差

Tab.3 Mean value and standard deviation of gray of red channel of multispectral image

模板 尺寸	均值			标准差		
	混凝土	土壤	冬小麦	混凝土	土壤	冬小麦
0×0	1 614.76	732.94	744.21	62.86	139.11	104.90
3×3	1 560.22	749.70	801.22	62.72	115.82	77.04
5×5	1 561.06	749.45	800.81	57.39	105.95	70.97
7×7	1 560.43	748.80	800.88	54.84	98.00	66.34
9×9	1 560.37	747.32	800.83	52.96	90.48	61.92

降低,混凝土影像灰度标准差基本不变,这是由于混凝土的像元纯净度较高,而土壤和冬小麦的像元纯净度相对低些。当滤波模板尺寸为7×7时,土壤和冬小麦的影像灰度标准差随着滤波模板的增大,降低变缓,因此,本文选择7×7的中值滤波模板对可见光影像进行预处理,再提取冬小麦的冠层影像灰度。

使用中值滤波处理与不使用相比,多光谱红通道混凝土的影像灰度均值有略微降低的趋势,而土壤和冬小麦的影像灰度均值有略微升高的趋势,总体上,中值滤波模板尺寸对多光谱红通道混凝土、土壤和冬小麦的影像灰度均值影响较小。使用中值滤波处理与不使用相比,多光谱红通道混凝土影像灰度标准差有略微降低的趋势,而土壤和冬小麦影像灰度标准差降低明显。中值滤波模板尺寸增大时,多光谱红通道混凝土和冬小麦影像灰度标准差有略微降低的趋势,但土壤影像灰度标准差降低明显,这可能是由土壤含水率较高引起的。综合考虑冬小麦冠层影像灰度是土壤和冬小麦植株的混合信息,为了降低土壤的影响,本文选择7×7的中值滤波模板对多光谱影像进行预处理,再提取冬小麦的冠层影像灰度。

基于中值滤波处理后的可见光和多光谱影像DOM,利用ENVI 5.3软件提取每个实测小区的冠层影像平均灰度,其中可见光DOM具有红(Red, R)、绿(Green, G)和蓝(Blue, B)通道灰度,多光谱DOM具有红(Multispectralred, MR)、绿

(Multispectral green, MG)和近红外(Multispectral near infra-red, MNIR)通道灰度。对提取的冬小麦可见光和多光谱DOM的单通道影像灰度进行归一化处理,降低天空光对影像灰度的影响^[12],可见光影像R、G和B通道影像灰度进行归一化处理后的影像灰度表示为*r*、*g*、*b*,通道R、G、B、MR、MG、MNIR灰度表示为*R*、*G*、*B*、*M_R*、*M_G*、*M_{NIR}*,多光谱影像MR、MG和MNIR通道影像灰度进行归一化处理后的影像灰度表示为*m₁*、*m₂*、*m₃*。

1.4 可见光与多光谱植被指数选取

基于已有的研究成果以及叶绿素含量与可见光和多光谱植被指数的敏感性,选用如表4、5所示的可见光和多光谱植被指数,探究其与冬小麦叶片SPAD值的关系。

表 4 与 SPAD 值相关的可见光植被指数

Tab.4 Visible light vegetation index related to SPAD value

植被指数	计算公式	来源
MGRVI	$(g^2 - r^2)/(g^2 + r^2)$	文献[20]
RGBVI	$(g^2 - br)/(g^2 + br)$	文献[20]
GRVI	$(g - r)/(g + r)$	文献[21]
PPR	$(g - b)/(g + b)$	文献[22]
GLA	$(2g - r - b)/(2g + r + b)$	文献[23]
ExR	$1.4r - g$	文献[24]
ExG	$2g - r - b$	文献[25]
ExGR	$2g - r - b - (1.4r - g)$	文献[24]
CIVE	$0.441r - 0.881g + 0.385b + 18.78745$	文献[26]
VARI	$(g - r)/(g + r - b)$	文献[27]
IKAW	$(r - b)/(r + b)$	文献[5]
WI	$(g - b)/(r - g)$	文献[25]
RGRI	r/g	文献[28]
GBRI	g/b	文献[29]
RBRI	r/b	文献[29]

1.5 数据分析方法

在本研究中,用线性与非线性回归分析探究植被指数与SPAD值的关系,其中植被指数包括可见光和多光谱植被指数,非线性回归包括指数回归、对数回归和幂回归。另外,将可见光植被指数与多光谱植被指数以相乘的方式进行结合,即可见光与多光谱相结合植被指数估算SPAD值。最后,利用逐步回归和随机森林回归分析方法分别进行可见光、多光谱和可见光与多光谱相结合植被指数估算SPAD值。其中,逐步回归分析模型构建时,为了将对模型贡献很小的变量删除,选择模型变量的显著性程度、赤池信息量准则(Akaike information criterion, AIC)、模型简单性等相结合的判别准则。其中,AIC准则考虑了模型的统计拟合度以及用来拟合的变量数目,优先选择AIC值较小的模型,表

表 5 与 SPAD 值相关的多光谱植被指数

Tab.5 Multispectral vegetation index related to

SPAD value		
植被指数	计算公式	来源
DVI	$m_3 - m_1$	文献[21]
GDVI	$m_3 - m_2$	本文
TVI	$0.5[120(m_3 - m_2) - 200(m_1 - m_2)]$	文献[30]
RVI	m_3/m_1	文献[31]
GRVI	m_3/m_2	本文
CI	$m_3/m_2 - 1$	文献[32]
RCI	$m_3/m_1 - 1$	本文
NDVI	$(m_3 - m_1)/(m_3 + m_1)$	文献[33]
GNDVI	$(m_3 - m_2)/(m_3 + m_2)$	文献[34]
RDVI	$(m_3 - m_1)/(m_3 + m_1)^{1/2}$	文献[35]
GRDVI	$(m_3 - m_2)/(m_3 + m_2)^{1/2}$	本文
NLI	$(m_3^2 - m_1)/(m_3^2 + m_1)$	文献[36]
2NLI	$(m_3^2 - m_2)/(m_3^2 + m_2)$	本文
MSR	$(m_3/m_1 - 1)/[(m_3/m_1)^{1/2} + 1]$	文献[37]
GMSR	$(m_3/m_2 - 1)/[(m_3/m_2)^{1/2} + 1]$	本文
MNLI	$1.5(m_3^2 - m_1)/(m_3^2 + m_1 + 0.5)$	文献[38]
GMNLI	$1.5(m_3^2 - m_2)/(m_3^2 + m_2 + 0.5)$	本文
SAVI	$1.5(m_3 - m_1)/(m_3 + m_1 + 0.5)$	文献[39]
GSAVI	$1.5(m_3 - m_2)/(m_3 + m_2 + 0.5)$	本文
OSAVI	$(m_3 - m_1)/(m_3 + m_1 + 0.16)$	文献[40]
GOSAVI	$(m_3 - m_2)/(m_3 + m_2 + 0.16)$	本文
MTVI2	$1.5[1.2(m_3 - m_2) - 2.5(m_1 - m_2)]/[(2m_3 + 1)^2 - (6m_3 - 5m_1^{1/2}) - 0.5]^{1/2}$	文献[41]
MSAVI2	$\{2m_3 + 1 - [(2m_3 + 1)^2 - 8(m_3 - m_1)]^{1/2}\}/2$	文献[42]

明模型用较少的变量获得了足够的拟合度。

1.6 统计分析

不同类型植被指数与 SPAD 值的决定系数 R^2 、均方根误差 (Root mean square error, RMSE) 和归一化的均方根误差 (Normal RMSE, nRMSE) 作为评价估算模型与验证模型的指标。估算模型的 R^2 越大, RMSE 和 nRMSE 越小, 表明模型的估算能力越好, 验证模型的 R^2 越大, RMSE 和 nRMSE 越小, 表明估算模型稳定性越好。

2 结果与分析

2.1 可见光植被指数

将可见光植被指数与冬小麦 SPAD 值进行线性与非线性回归探究分析, 其中可见光植被指数作为自变量, SPAD 值作为因变量, 筛选 R^2 最大值的模型作为该可见光植被指数的最优回归模型, 并计算相应的回归方程, 结果如表 6 所示。为了筛选与 SPAD 值相关性较好的可见光植被指数, 以可见光植被指数与 SPAD 值的 R^2 为判别准则, 将可见光植被指数与 SPAD 值的敏感性进行排序。其中, RBRI 和 IKAW 与 SPAD 值的 R^2 分别达到 0.87 和 0.86, 具有

较好的相关关系, 达到 0.01 显著性水平; r 、 b 、MGRVI 和 ExR 与 SPAD 值的 R^2 分别为 0.68、0.58、0.48 和 0.41, 高于 0.40, 达到 0.01 显著性水平; 剩余的可见光植被指数与 SPAD 值的 R^2 在 0.40 以下, 然而 g 、RGBVI、PPR、GLA、ExG、CIVE、VARI、WI、RGRI、GBRI 与 SPAD 值之间的相关关系不显著。

表 6 可见光植被指数与 SPAD 值的回归分析

Tab.6 Regression analysis of visible light vegetation indices and SPAD value

可见光植被指数	回归方程	R^2	RMSE	nRMSE/%
r	$y = -49.94\ln x - 13.866$	0.68 **	3.06	7.46
g	$y = 65.26x + 15.644$	0.15	5.98	14.58
b	$y = 62.387\ln x - 124.55$	0.58 **	3.68	8.99
MGRVI	$y = 26.037x + 36.672$	0.48 **	3.96	9.66
RGBVI	$y = 15.807x + 37.222$	0.11	6.20	15.11
GRVI	$y = 32.452x + 38.707$	0.32 **	4.95	12.07
PPR	$y = 42.709e^{-0.183x}$	0.01	6.75	16.45
GLA	$y = 20.784x + 38.926$	0.10	6.30	15.36
ExR	$y = -47.067x + 44.701$	0.41 **	4.35	10.61
ExG	$y = 21.753x + 37.398$	0.15	5.98	14.58
ExGR	$y = 16.298x + 39.492$	0.26 *	5.32	12.95
CIVE	$y = -991.4\ln x + 2944.4$	0.17	5.89	14.36
VARI	$y = 9.9947x + 40.454$	0.17	5.91	14.41
IKAW	$y = -76.84x + 49.769$	0.86 **	2.80	6.81
WI	$y = 0.1749x + 42.582$	0.05	6.76	16.48
RGRI	$y = -10.78\ln x + 39.868$	0.22	5.58	13.61
GBRI	$y = 64.399e^{-0.294x}$	0.07	6.41	15.63
RBRI	$y = -28.478x + 77.58$	0.87 **	2.77	6.75

注: * 表示 0.05 显著性水平, ** 表示 0.01 显著性水平, 下同。

为了验证 SPAD 值可见光植被指数估算模型的精度和稳定性, 将估算模型预测的 SPAD 值与实测 SPAD 值的 RMSE 和 nRMSE 作为评价指标, 结果如表 6 所示。结果表明, RMSE 在 2.77 ~ 6.76 之间, nRMSE 在 6.75% ~ 16.48% 之间, 其中 RBRI 和 IKAW 验证模型的 RMSE 和 nRMSE 分别为 2.77、6.75% 和 2.80、6.81%。

2.2 多光谱植被指数

将 m_2 、 m_1 和 m_3 与所选的 23 个多光谱植被指数进行 SPAD 值的估算, 其线性或非线性相关关系如表 7 所示, 所有模型 R^2 大于或等于 0.46, 都达到 0.01 显著性水平。其中, 与 SPAD 值相关性最高的多光谱植被指数为 GNDVI, R^2 达到 0.90; 与 SPAD 值相关性最差的为 m_1 , R^2 为 0.46。GDVI、GRVI、CI、GNDVI、GRDVI、GNLI、GMSR、GMNLI、GSAVI、GOSAVI 与 SPAD 值的 R^2 在 0.80 以上、0.90 以下, 表明这些含有近红外和绿影像通道灰度组合的多光谱植被指数与含有近红外和红影像通道灰度组合的

表 7 多光谱植被指数与 SPAD 值的回归分析

Tab.7 Regression analysis of multispectral vegetation indices and SPAD value

多光谱植被指数	回归方程	R^2	RMSE	nRMSE/ %
m_2	$y = 9\,077.6e^{-19.5x}$	0.53 **	4.97	12.12
m_1	$y = 137.66e^{-4.917x}$	0.46 **	5.55	13.53
m_3	$y = 298.97x^{2.6776}$	0.70 **	4.19	10.22
DVI	$y = 103.36x^{0.6168}$	0.66 **	4.68	11.41
GDVI	$y = 221.27x^{1.0389}$	0.85 **	2.96	7.22
TVI	$y = 11.202x^{0.4869}$	0.59 **	5.19	12.64
RVI	$y = 23.484x^{0.8372}$	0.53 **	5.15	12.56
GRVI	$y = 10.767x^{2.4618}$	0.88 **	2.67	6.51
CI	$y = 56.971x^{0.9742}$	0.89 **	2.58	6.27
RCI	$y = 42.579x^{0.4124}$	0.59 **	5.00	12.17
NDVI	$y = 83.864x^{0.6088}$	0.62 **	4.91	11.96
GNDVI	$y = 231.68x^{1.2928}$	0.90 **	2.54	6.19
RDVI	$y = 93.08x^{0.6131}$	0.64 **	4.80	11.69
GRDVI	$y = 227.29x^{1.1564}$	0.87 **	2.74	6.68
NLI	$y = 43.048e^{1.2991x}$	0.57 **	4.93	12.00
GNLI	$y = 53.443e^{2.691x}$	0.81 **	3.28	7.98
MSR	$y = 65.245x^{0.481}$	0.60 **	4.97	12.11
GMSR	$y = 148.8x^{1.0961}$	0.89 **	2.56	6.24
MNLI	$y = 43.05e^{1.78x}$	0.57 **	4.95	12.05
GMNLI	$y = 53.891e^{3.7434x}$	0.81 **	3.26	7.95
SAVI	$y = 90.631x^{0.6123}$	0.64 **	4.82	11.74
GSAVI	$y = 225.78x^{1.1821}$	0.88 **	2.70	6.57
OSAVI	$y = 94.923x^{0.6104}$	0.63 **	4.87	11.86
GOSAVI	$y = 275.18x^{1.2426}$	0.89 **	2.60	6.35
MTVI2	$y = 71.247x^{0.4121}$	0.55 **	5.42	13.20
MSAVI2	$y = 90.054x^{0.5942}$	0.64 **	4.80	11.70

多光谱植被指数相比,与 SPAD 值的相关性更高,GNDVI 具有最高的相关性。

为了验证 SPAD 值多光谱植被指数估算模型的精度和稳定性,将估算模型预测的 SPAD 值与实测 SPAD 值的 RMSE 和 nRMSE 作为评价指标,结果如表 7 所示。结果表明, RMSE 在 2.54 ~ 5.55 之间, nRMSE 在 6.19% ~ 13.53% 之间,其中 GNDVI 验证模型的 RMSE 和 nRMSE 分别为 2.54 和 6.19%。

2.3 可见光植被指数与多光谱植被指数相结合指数

以 GNDVI 与每一个可见光植被指数或单通道影像灰度相乘的方法,构建可见光植被指数与多光谱植被指数相结合指数^[17],并分析与 SPAD 值的线性与非线性关系,计算相应的回归方程,结果如表 8 所示。其中, CIVE × GNDVI、 $b \times$ GNDVI、IKAW × GNDVI 和 $g \times$ GNDVI 与 SPAD 值的 R^2 分别为 0.89、0.85、0.77 和 0.70,表明其具有较好的相关关系。结果表明,CIVE × GNDVI 估算 SPAD 值的幂函数模型具有最高的估算精度。与仅用可见光植被指数估

算 SPAD 值相比,结合指数进一步提高了估算模型的精度。

为了验证 SPAD 值可见光植被指数与多光谱植被指数相结合指数估算模型的精度和稳定性,将估算模型预测的 SPAD 值与实测 SPAD 值的 RMSE 和 nRMSE 作为评价指标,结果如表 8 所示。结果表明, RMSE 在 2.50 ~ 6.91 之间, nRMSE 在 6.10% ~ 16.84% 之间,其中 CIVE × GNDVI 与 SPAD 值模型验证的 RMSE 和 nRMSE 分别为 2.55 和 6.21%,表明模型具有较高的精度和稳定性。

表 8 可见光与多光谱相结合植被指数与 SPAD 值的回归分析

Tab.8 Regression analysis of combining visible light with multispectral vegetation indices and SPAD value

可见光与多光谱相结合植被指数	回归方程	R^2	RMSE	nRMSE/ %
$r \times$ GNDVI	$y = 503.95x^{1.0207}$	0.20	5.07	12.35
$g \times$ GNDVI	$y = 296.79x + 10.01$	0.70 **	2.50	6.10
$b \times$ GNDVI	$y = 364.25x^{0.8195}$	0.85 **	2.55	6.22
MGRVI × GNDVI	$y = 99.715x + 36.105$	0.52 **	3.69	9.00
RGBVI × GNDVI	$y = 87.157x + 34.873$	0.27 *	5.13	12.50
GRVI × GNDVI	$y = 130.76x + 38.15$	0.36 **	4.65	11.33
PPR × GNDVI	$y = 44.539x + 39.615$	0.03	6.72	16.38
GLA × GNDVI	$y = 109.28x + 37.593$	0.20	5.62	13.68
ExR × GNDVI	$y = -172.38x + 44.231$	0.31 **	5.05	12.30
ExG × GNDVI	$y = 107.67x + 35.781$	0.28 *	5.09	12.40
ExGR × GNDVI	$y = 66.667x + 39.012$	0.29 *	5.06	12.33
CIVE × GNDVI	$y = 5.1907x^{1.3015}$	0.89 **	2.55	6.21
VARI × GNDVI	$y = 42.259x + 40.087$	0.20	5.70	13.88
IKAW × GNDVI	$y = -360.4x + 50.607$	0.77 **	3.39	8.27
WI × GNDVI	$y = 0.7973x + 42.649$	0.05	6.74	16.43
RGRI × GNDVI	$y = -1.7265x + 42.367$	0.004	6.91	16.84
GBRI × GNDVI	$y = 16.864e^{2.2181x}$	0.45 **	3.50	8.54
RBRI × GNDVI	$y = -143.04x + 88.289$	0.20	6.76	16.46

2.4 基于逐步回归分析方法估测 SPAD 值

2.4.1 可见光植被指数

将可见光植被指数、 b 、 g 、 r 以及 SPAD 值作为逐步回归模型的输入变量,构建 SPAD 值的逐步回归估算模型,并计算模型输入变量的显著性水平、模型的 AIC 值和 R^2 ,结果如表 9 所示。其中,估算模型 AIC 值在 353.87 ~ 492.10 之间, R^2 在 0.32 ~ 0.91 之间。

为了验证 SPAD 值可见光植被指数的逐步回归估算模型的精度和稳定性,将估算模型预测的 SPAD 值与实测 SPAD 值的 RMSE 和 nRMSE 作为评价指标,结果如表 9 所示。结果表明, RMSE 在 2.66 ~ 4.95 之间, nRMSE 在 6.47% ~ 12.07% 之间。

表 9 可见光植被指数估算 SPAD 值的逐步回归分析模型

Tab.9 Stepwise regression analysis model for estimating SPAD value by visible light vegetation indices					
变量个数	可见光植被指数	AIC 值	R ²	RMSE	nRMSE/%
18	$b、g、r、MGRVI、RGBVI、GRVI、PPR、GLA、ExR、ExG、ExGR、CIVE、VARI、IKAW、WI、RGRI、GBRI、RBRI$	366.32	0.91	2.77	6.75
6	$g^{***}、MGRVI^{**}、GRVI^{***}、VARI^{***}、IKAW^{***}、RBRI$	353.87	0.91	2.73	6.67
5	$g^{***}、MGRVI^{***}、GRVI^{***}、VARI^{***}、IKAW^{***}$	355.12	0.90	2.66	6.47
4	$g^{**}、GRVI^{**}、VARI^{**}、IKAW^{**}$	369.36	0.88	2.67	6.50
3	$g^{***}、GRVI^{***}、VARI^{***}$	375.65	0.86	2.73	6.65
2	$g^{***}、GRVI^{***}$	386.68	0.84	3.21	7.78
1	$GRVI^{***}$	492.10	0.32	4.95	12.07

注：*** 表示 0.001 显著性水平,下同。

为了筛选较优的可见光植被指数的逐步回归分析模型,综合考虑估算模型输入变量的显著性水平、AIC 值和 R^2 及模型验证的 RMSE 和 nRMSE,得到综合精度较好的两个逐步回归分析模型,分别包含 5 个输入变量($g、MGRVI、GRVI、VARI$ 和 $IKAW$)和 4 个输入变量($g、GRVI、VARI$ 和 $IKAW$),估算模型的 AIC 值、 R^2 分别为 355.12、0.90 和 369.36、0.88;模型验证的 RMSE 和 nRMSE 分别为 2.66、6.47% 和 2.67、6.50%。利用实测 SPAD 值与模型估算的 SPAD 值进行对比分析,结果如图 3 所示,5 个输入变量和 4 个输入变量的模型预测值与实测值的 R^2 分别为 0.86 和 0.85,表明模型预测值与实测值具有较好的一致性。

2.4.2 多光谱植被指数

将多光谱植被指数、 $m_2、m_1、m_3$ 以及 SPAD 值作为逐步回归模型的输入变量,构建 SPAD 值的逐步回归估算模型,并计算模型输入变量的显著性水平、模型的 AIC 值和 R^2 ,结果如表 10 所示。其中,估算模型 AIC 值在 351.92 ~ 465.67 之间, R^2 在 0.52 ~

0.91 之间。

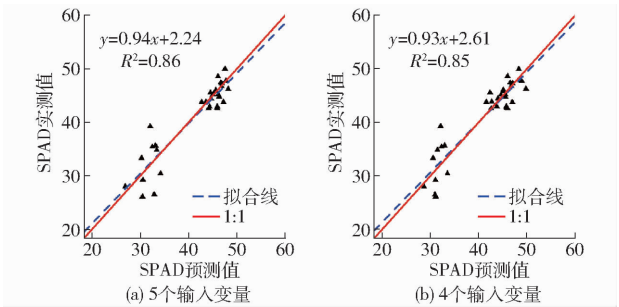


图 3 可见光植被指数估算 SPAD 值的逐步回归分析模型的预测值与实测值

Fig.3 Measured value and prediction value of stepwise regression analysis models for estimating SPAD value by visible light vegetation indices

为了验证 SPAD 值多光谱植被指数的逐步回归估算模型的精度和稳定性,将估算模型预测的 SPAD 值与实测 SPAD 值的 RMSE 和 nRMSE 作为评价指标,结果如表 10 所示。结果表明, RMSE 在 2.48 ~ 10.98 之间, nRMSE 在 6.04% ~ 26.76% 之间。

表 10 多光谱植被指数估算 SPAD 值的逐步回归分析模型

Tab.10 Stepwise regression analysis model for estimating SPAD value by multispectral vegetation indices					
变量个数	多光谱植被指数	AIC 值	R ²	RMSE	nRMSE/%
26	$m_2、m_1、m_3、DVI、GDVI、TVI、RVI、GRVI、CI、RCI、NDVI、GNDVI、RDVI、GRDVI、NLI、GNLI、MSR、GMSR、MNLI、GMNLI、SAVI、GSAVI、OSAVI、GOSAVI、MTVI2、MSAVI2$	362.84	0.91	9.59	23.36
12	$m_2^{*}、m_1^{*}、RVI^{*}、GRVI^{*}、GNDVI^{*}、RDVI^{*}、GRDVI^{*}、GNLI^{*}、MSR^{*}、GMSR^{*}、MNLI^{*}、MTVI2^{*}$	359.24	0.91	6.29	15.34
11	$m_2、m_1、RVI、GRVI、GNDVI、RDVI、GRDVI、GNLI、MSR、MNLI、MTVI2$	359.90	0.91	8.95	21.82
10	$m_2、m_1、RVI、GNDVI、RDVI、GRDVI、GNLI、MSR、MNLI、MTVI2$	360.68	0.91	10.98	26.76
9	$m_2、m_1、GNDVI、RDVI、GRDVI、GNLI、MSR、MNLI、MTVI2$	361.84	0.90	2.63	6.40
3	$m_2^{**}、MNLI^{*}、MTVI2^{**}$	351.92	0.90	2.48	6.04
2	$m_2^{***}、MTVI2^{***}$	356.90	0.89	2.54	6.19
1	m_2^{***}	465.67	0.52	4.94	12.03

为了筛选较优的多光谱植被指数逐步回归分析模型,综合考虑逐步回归分析模型的评价指标,得到综合精度较好的逐步回归分析模型,包含 3 个输入

变量($m_2、MNLI$ 和 $MTVI2$) 和 2 个输入变量(m_2 和 $MTVI2$),估算模型的 AIC 值、 R^2 分别为 351.92、0.90 和 356.90、0.89;模型验证的 RMSE、nRMSE 分

别为 2.48、6.04% 和 2.54、6.19%。利用实测 SPAD 值与模型估算的 SPAD 值进行对比分析,结果如图 4 所示,3 个输入变量和 2 个输入变量的模型预测值与实测值的 R^2 都为 0.89,表明模型预测值与实测值

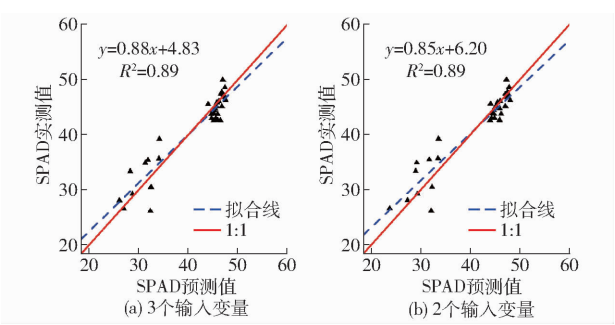


图 4 多光谱植被指数估算 SPAD 值的逐步回归分析模型的预测值与实测值

Fig. 4 Measured and predicted values of stepwise regression analysis models for estimating SPAD value by multispectral vegetation indices

具有较好的一致性。

2.4.3 可见光植被指数与多光谱植被指数相结合指数

将可见光植被指数与多光谱植被指数相结合指数以及 SPAD 值作为逐步回归模型的输入变量,构建 SPAD 值的逐步回归估算模型,并计算模型输入变量的显著性水平、模型的 AIC 值和 R^2 ,结果如表 11 所示。其中,估算模型 AIC 值在 352.40 ~ 487.06 之间, R^2 在 0.36 ~ 0.91 之间。

为了验证 SPAD 值可见光植被指数与多光谱植被指数相结合指数的逐步回归估算模型的精度和稳定性,将估算模型预测的 SPAD 值与实测 SPAD 值的 RMSE 和 nRMSE 作为评价指标,结果如表 11 所示。结果表明, RMSE 在 2.32 ~ 4.65 之间, nRMSE 在 5.64% ~ 11.33% 之间。

为了筛选较优的可见光植被指数与多光谱植被

表 11 可见光与多光谱相结合植被指数估算 SPAD 值的逐步回归分析模型

Tab.11 Stepwise regression analysis model for estimating SPAD value by combining visible light with multispectral vegetation indices

变量个数	可见光与多光谱相结合植被指数	AIC 值	R^2	RMSE	nRMSE/%
18	$b \times \text{GNDVI}$ 、 $g \times \text{GNDVI}$ 、 $r \times \text{GNDVI}$ 、 $\text{MGRVI} \times \text{GNDVI}$ 、 $\text{RGBVI} \times \text{GNDVI}$ 、 $\text{GRVI} \times \text{GNDVI}$ 、 $\text{PPR} \times \text{GNDVI}$ 、 $\text{GLA} \times \text{GNDVI}$ 、 $\text{ExR} \times \text{GNDVI}$ 、 $\text{ExG} \times \text{GNDVI}$ 、 $\text{EXGR} \times \text{GNDVI}$ 、 $\text{CIVE} \times \text{GNDVI}$ 、 $\text{VARI} \times \text{GNDVI}$ 、 $\text{IKAW} \times \text{GNDVI}$ 、 $\text{WI} \times \text{GNDVI}$ 、 $\text{RGRI} \times \text{GNDVI}$ 、 $\text{GBRI} \times \text{GNDVI}$ 、 $\text{RBRI} \times \text{GNDVI}$	363.67	0.91	2.44	5.95
8	$\text{MGRVI} \times \text{GNDVI}^*$ 、 $\text{GRVI} \times \text{GNDVI}^*$ 、 $\text{PPR} \times \text{GNDVI}^*$ 、 $\text{VARI} \times \text{GNDVI}$ 、 $\text{IKAW} \times \text{GNDVI}^*$ 、 $\text{RGRI} \times \text{GNDVI}$ 、 $\text{GBRI} \times \text{GNDVI}^*$ 、 $\text{RBRI} \times \text{GNDVI}^*$	352.40	0.91	2.57	6.25
7	$\text{MGRVI} \times \text{GNDVI}^{**}$ 、 $\text{GRVI} \times \text{GNDVI}^{**}$ 、 $\text{PPR} \times \text{GNDVI}^{**}$ 、 $\text{VARI} \times \text{GNDVI}^*$ 、 $\text{IKAW} \times \text{GNDVI}^{**}$ 、 $\text{GBRI} \times \text{GNDVI}^*$ 、 $\text{RBRI} \times \text{GNDVI}^*$	352.95	0.91	2.32	5.64
6	$\text{MGRVI} \times \text{GNDVI}^*$ 、 $\text{GRVI} \times \text{GNDVI}$ 、 $\text{PPR} \times \text{GNDVI}$ 、 $\text{IKAW} \times \text{GNDVI}$ 、 $\text{GBRI} \times \text{GNDVI}$ 、 $\text{RBRI} \times \text{GNDVI}$	356.84	0.90	2.41	5.87
5	$\text{MGRVI} \times \text{GNDVI}^*$ 、 $\text{GRVI} \times \text{GNDVI}^*$ 、 $\text{PPR} \times \text{GNDVI}^*$ 、 $\text{IKAW} \times \text{GNDVI}^*$ 、 $\text{RBRI} \times \text{GNDVI}^{***}$	355.88	0.90	2.38	5.80
4	$\text{GRVI} \times \text{GNDVI}$ 、 $\text{PPR} \times \text{GNDVI}$ 、 $\text{IKAW} \times \text{GNDV}$ 、 $\text{RBRI} \times \text{GNDVI}^{***}$	359.99	0.89	2.51	6.11
3	$\text{GRVI} \times \text{GNDVI}^{***}$ 、 $\text{PPR} \times \text{GNDVI}^{***}$ 、 $\text{RBRI} \times \text{GNDVI}^{***}$	358.14	0.89	2.52	6.14
2	$\text{GRVI} \times \text{GNDVI}^{***}$ 、 $\text{PPR} \times \text{GNDVI}^{***}$	408.41	0.78	3.23	7.88
1	$\text{GRVI} \times \text{GNDVI}^{***}$	487.06	0.36	4.65	11.33

指数相结合指数的逐步回归分析模型,综合考虑逐步回归分析模型的评价指标,得到综合精度较好的 3 个逐步回归分析模型,分别包含 7 个输入变量 ($\text{MGRVI} \times \text{GNDVI}$ 、 $\text{GRVI} \times \text{GNDVI}$ 、 $\text{PPR} \times \text{GNDVI}$ 、 $\text{VARI} \times \text{GNDVI}$ 、 $\text{IKAW} \times \text{GNDVI}$ 、 $\text{RRRI} \times \text{GNDVI}$ 、 $\text{RBRI} \times \text{GNDVI}$)、5 个输入变量 ($\text{MGRVI} \times \text{GNDVI}$ 、 $\text{GRVI} \times \text{GNDVI}$ 、 $\text{PPR} \times \text{GNDVI}$ 、 $\text{IKAW} \times \text{GNDVI}$ 、 $\text{RBRI} \times \text{GNDVI}$) 和 3 个输入变量 ($\text{GRVI} \times \text{GNDVI}$ 、 $\text{PPR} \times \text{GNDVI}$ 、 $\text{RBRI} \times \text{GNDVI}$),估算模型的 AIC 值、 R^2 分别为 352.95、0.91,355.88、0.90,358.14、0.89;模型验证的 RMSE、nRMSE 分别为 2.32、

5.64%、2.38、5.80%、2.52、6.14%。利用实测 SPAD 值与模型估算的 SPAD 值进行对比分析,结果如图 5 所示,7 个输入变量、5 个输入变量和 3 个输入变量的模型预测值与实测值的 R^2 分别为 0.89、0.89 和 0.88,表明模型预测值与实测值具有较好的一致性。

2.5 基于随机森林回归分析方法估测 SPAD 值

分别将可见光植被指数与 b 、 g 、 r 、多光谱植被指数与 m_2 、 m_1 、 m_3 、可见光植被指数与多光谱植被指数相结合指数以及 SPAD 值作为随机森林回归模型的输入变量,构建 SPAD 值的随机森林回归估算

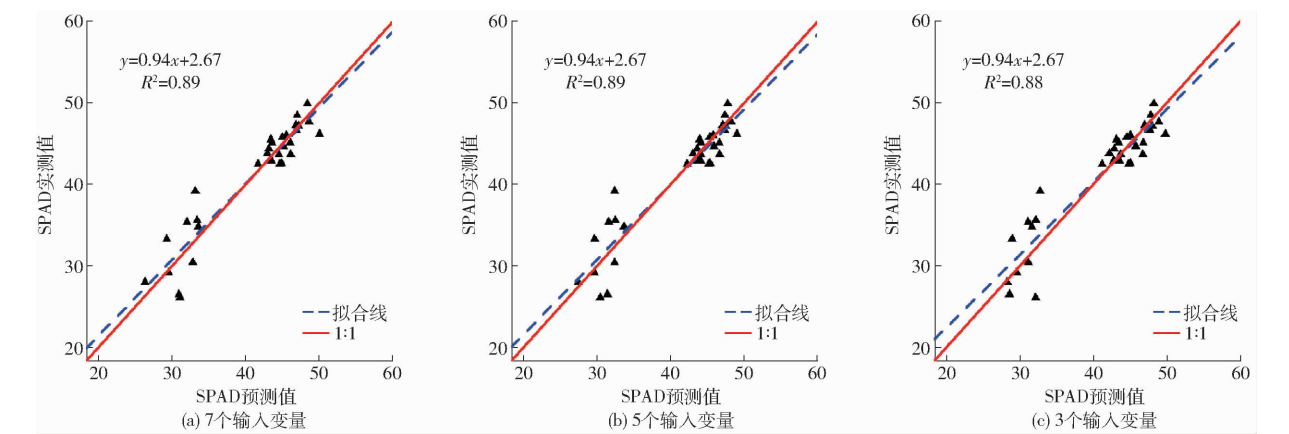


图 5 可见光与多光谱相结合植被指数估算 SPAD 值的逐步回归分析模型的预测值与实测值

Fig.5 Measured and predicted values of stepwise regression analysis models for estimating SPAD value by combining visible light with multispectral vegetation index

模型,并计算模型的 R^2 ,结果如表 12 所示,可见光植被指数与多光谱植被指数估算模型的 R^2 均为 0.88,可见光植被指数与多光谱植被指数相结合指数估算模型的 R^2 为 0.90。

表 12 不同植被指数类型的随机森林回归分析模型估测 SPAD 值精度对比

Tab.12 Estimation accuracy comparison of SPAD value by random forest regression analysis model with different vegetation indices types

植被指数类型	R^2	RMSE	nRMSE/%
可见光植被指数	0.88	2.67	6.51
多光谱植被指数	0.88	3.08	7.50
可见光与多光谱相结合植被指数	0.90	2.51	6.12

为了验证 SPAD 值可见光、多光谱和可见光与多光谱相结合植被指数的随机森林估算模型的精度和稳定性,将估算模型预测的 SPAD 值与实测 SPAD 值的 RMSE 和 nRMSE 作为评价指标,结果如表 12 所示,可见光、多光谱和可见光与多光谱相结合植被指数验证模型的 RMSE、nRMSE 分别为 2.67、

6.51%、3.08、7.50%、2.51、6.12%。利用实测 SPAD 值与模型估算的 SPAD 值进行对比分析,结果如图 6 所示,可见光、多光谱和可见光与多光谱相结合植被指数的模型预测值与实测值的 R^2 分别为 0.85、0.84 和 0.88,表明模型预测值与实测值具有较好的一致性,可见光与多光谱相结合植被指数的估测模型的稳定性更高。

3 讨论

利用遥感技术进行作物长势信息的监测是精准农业研究的热点^[9,13-15,43],然而,关于不同类型遥感数据相结合进行作物长势信息监测的研究较少,不同类型遥感数据能获取更多维度的作物长势信息,将多维信息相结合能够进一步提高作物长势信息估测模型的精度和稳定性。

本文基于冬小麦无人机可见光和多光谱影像提取可见光和多光谱植被指数进行冬小麦叶片 SPAD 值的估算,其中单个可见光植被指数 RBRI 和 IKAW 与 SPAD 值具有较高的相关性,估算模型的 R^2 分别

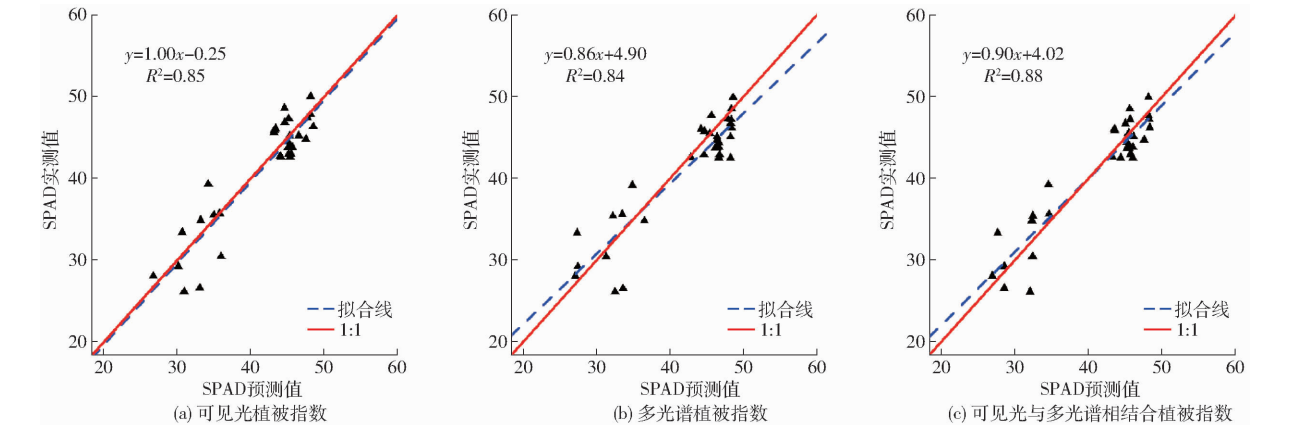


图 6 不同植被指数类型估算 SPAD 值的随机森林回归分析模型的预测值与实测值

Fig.6 Measured and predicted values of random forest regression analysis models for estimating SPAD value by different vegetation indices types

为 0.87 和 0.86,模型验证的 RMSE、nRMSE 分别为 2.77、6.75% 和 2.80、6.81%;单个多光谱植被指数 GDVI、GRVI、CI、GNDVI、GRDVI、GNLI、GMSR、GMNLI、GSAVI 和 GOSAVI 与 SPAD 值具有较高的相关性,GNDVI 估算模型的 R^2 为 0.90,模型验证的 RMSE 和 nRMSE 分别为 2.54 和 6.19%,具有最高的模型估算精度。逐步回归模型中,最优可见光植被指数的逐步回归估算模型包含 5 个输入变量,估算模型的 R^2 为 0.90,模型验证的 R^2 、RMSE 和 nRMSE 分别为 0.86、2.66 和 6.47%;最优多光谱植被指数的逐步回归估算模型包含 3 个输入变量,估算模型的 R^2 为 0.90,模型验证的 R^2 、RMSE 和 nRMSE 分别为 0.89、2.48 和 6.04%。随机森林回归模型中,可见光植被指数估算模型的 R^2 为 0.88,模型验证的 R^2 、RMSE 和 nRMSE 分别为 0.85、2.67 和 6.51%;多光谱植被指数估算模型的 R^2 为 0.88,模型验证的 R^2 、RMSE 和 nRMSE 分别为 0.84、3.08 和 7.50%。表明基于可见光和多光谱植被指数进行冬小麦叶片 SPAD 值的估算,估算模型精度整体上高于验证模型,仅用可见光或多光谱植被指数,获取的作物信息有限,模型预测精度受到一定程度的限制。

单个可见光与多光谱相结合植被指数 CIVE $\times$ GNDVI 和 $b \times$ GNDVI 与 SPAD 值具有较高的相关性,估算模型的 R^2 分别为 0.89 和 0.85,模型验证的 RMSE 和 nRMSE 分别为 2.55、6.21% 和 2.55、6.22%。最优可见光与多光谱相结合植被指数的逐步回归估算模型包含 7 个输入变量,估算模型的 R^2 为 0.91,模型验证的 R^2 、RMSE 和 nRMSE 分别为 0.89、2.32 和 5.64%。可见光与多光谱相结合植被指数的随机森林回归估算模型的 R^2 为 0.90,模型验证的 R^2 、RMSE 和 nRMSE 分别 0.88、2.51 和 6.12%。这与文献[15-18]具有基本一致的研究结果。

研究发现,近红外与绿影像灰度组合的植被指数与 SPAD 值的相关性明显高于近红外与红影像灰

度组合的植被指数,这与文献[43]具有较相似的研究结果。

4 结论

(1)可见光植被指数 IKAW 和 RBRI 与 SPAD 值具有较好的相关性,估算模型的 R^2 分别为 0.86 和 0.87;多光谱植被指数 GNDVI、CI、GMSR 和 GOSAVI 与 SPAD 值具有较好的相关性,其中 GNDVI 估算模型的 R^2 为 0.90,CI、GMSR 和 GOSAVI 估算模型的 R^2 为 0.89;可见光植被指数(CIVE)、蓝通道影像灰度 b 分别与多光谱植被指数(GNDVI)相乘而结合的指数与 SPAD 值具有较好的相关性,估算模型的 R^2 分别为 0.89 和 0.85,其模型验证的 RMSE、nRMSE 分别为 2.55、6.21% 和 2.55、6.22%。

(2)近红外与绿影像灰度组合的植被指数, GDVI、GRVI、CI、GNDVI、GNLI、GMSR、GMNLI、GSAVI、GOSAVI 与 SPAD 值具有较好的相关性,估算 SPAD 值的模型 R^2 在 0.81~0.90 之间,模型验证的 RMSE 在 2.54~3.28 之间,nRMSE 在 6.19%~7.98% 之间,表明近红外与绿影像灰度组合的植被指数对 SPAD 值更敏感。

(3)可见光植被指数与多光谱植被指数相结合指数的逐步回归和随机森林回归模型估算 SPAD 值的精度和稳定性高于仅用可见光植被指数或多光谱植被指数。其中,可见光植被指数与多光谱植被指数相结合指数的最优逐步回归估算模型的 R^2 为 0.91,模型验证的 R^2 、RMSE 和 nRMSE 分别为 0.89、2.32 和 5.64%;可见光植被指数与多光谱植被指数相结合指数的随机森林回归估算模型的 R^2 为 0.90,模型验证的 R^2 、RMSE 和 nRMSE 分别为 0.88、2.51 和 6.12%,具有较好的估算结果。这表明将无人机可见光和多光谱植被指数相结合估算冬小麦叶片 SPAD 值,与仅用可见光植被指数或多光谱植被指数相比,估算精度更高,模型稳定性更好,可为冬小麦的长势监测提供更可靠的监测方法。

参 考 文 献

- [1] MOHARANA S, DUTTA S. Spatial variability of chlorophyll and nitrogen content of rice from hyperspectral imagery[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2016, 122(12):17-29.
- [2] GITELSON A A, MERZLYAK M N. Remote estimation of chlorophyll content in higher plant leaves[J]. International Journal of Remote Sensing, 1997, 18(12):2691-2697.
- [3] LICHTENTHALER H K, WELLBURN A R. Determinations of total carotenoids and chlorophylls a and b of leaf extracts in different solvents[J]. Analysis, 1983, 11(5):591-592.
- [4] DARVISHZADEH R, SKIDMORE A, SCHLERF M, et al. LAI and chlorophyll estimation for a heterogeneous grassland using hyperspectral measurements[J]. ISPRS Journal Photogrammetry and Remote Sensing, 2008, 63(4):409-426.
- [5] SHIGETO K, MAKOTO N. An algorithm for estimating chlorophyll content in leaves using a video camera[J]. Annals of Botany, 1998, 81(1):49-54.
- [6] 唐华俊. 农业遥感研究进展与展望[J]. 农学报, 2018, 8(1):167-171.

- TANG Huajun. Progress and prospect of agricultural remote sensing research[J]. Journal of Agriculture, 2018,8(1):167 – 171. (in Chinese)
- [7] 刘建刚,赵春江,杨贵军,等. 无人机遥感解析田间作物表型信息研究进展[J]. 农业工程学报,2016,32(24):98 – 106. LIU Jian'gang, ZHAO Chunjiang, YANG Guijun, et al. Review of field-based phenotyping by unmanned aerial vehicle remote sensing platform[J]. Transactions of the CSAE, 2016,32(24):98 – 106. (in Chinese)
- [8] 孙刚,黄文江,陈鹏飞,等. 轻小型无人机多光谱遥感技术应用进展[J/OL]. 农业机械学报,2018,49(3):1 – 17. SUN Gang, HUANG Wenjiang, CHEN Pengfei, et al. Advances in UAV-based multispectral remote sensing applications[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018,49(3):1 – 17. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180301&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.03.001. (in Chinese)
- [9] JIN Xiuliang, ZARCO-TEJADA P, SCHMIDHALTER U, et al. High-throughput estimation of crop traits: a review of ground and aerial phenotyping platforms[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine, 2020,9(1):200 – 231.
- [10] 高林,杨贵军,王宝山,等. 基于无人机遥感影像的大豆叶面积指数反演研究[J]. 中国生态农业学报,2015,23(7):868 – 876. GAO Lin, YANG Guijun, WANG Baoshan, et al. Soybean leaf area index retrieval with UAV (unmanned aerial vehicle) remote sensing imagery[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2015,23(7):868 – 876. (in Chinese)
- [11] 田军仓,杨振峰,冯克鹏,等. 基于无人机多光谱影像的番茄冠层 SPAD 预测研究[J/OL]. 农业机械学报,2020,51(8):178 – 188. TIAN Juncang, YANG Zhenfeng, FENG Kepeng, et al. Prediction of tomato canopy SPAD based on UAV multispectral image[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020,51(8):178 – 188. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20200820&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.08.020. (in Chinese)
- [12] 李长春,牛庆林,杨贵军,等. 基于无人机数码影像的大豆育种材料叶面积指数估测[J/OL]. 农业机械学报,2017,48(8):147 – 158. LI Changchun, NIU Qinglin, YANG Guijun, et al. Estimation of leaf area index of soybean breeding materials based on UAV digital images[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017,48(8):147 – 158. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170816&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.08.016. (in Chinese)
- [13] 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)
- [14] 贺英,邓磊,毛智慧,等. 基于数码相机的玉米冠层 SPAD 遥感估算[J]. 中国农业科学,2018,51(15):2886 – 2897. HE Ying, DENG Lei, MAO Zhihui, et al. Remote sensing estimation of canopy SPAD value for maize based on digital camera[J]. Scientia Agricultura Sinica,2018,51(15):2886 – 2897. (in Chinese)
- [15] 孟沌超,赵静,兰玉彬,等. 基于无人机可见光影像的玉米冠层 SPAD 反演模型研究[J/OL]. 农业机械学报,2020,51(增刊2):366 – 374. MENG Dunchao, ZHAO Jing, LAN Yubin, et al. SPAD inversion model of corn canopy based on UAV visible light image[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2020,51(Supp.2):366 – 374. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=2020s243&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.S2.043. (in Chinese)
- [16] YUE Jibo, YANG Guijun, TIAN Qingjiu, et al. Estimate of winter-wheat above-ground biomass based on UAV ultrahigh-resolution image textures and vegetation indices[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2019,150(4):226 – 244.
- [17] JIN Xiuliang, YANG Guijun, XU Xingang, 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.
- [18] 万亮,岑海燕,朱姜蓬,等. 基于纹理特征与植被指数融合的水稻含水量无人机遥感监测[J]. 智慧农业,2020,2(1):58 – 67. WAN Liang, CEN Haiyan, ZHU Jiangpeng, et al. Using fusion of texture features and vegetation indices from water concentration in rice crop to UAV remote sensing monitor[J]. Smart Agriculture, 2020,2(1):58 – 67. (in Chinese)
- [19] DENG Lei, MAO Zhihui, LI Xiaojun, et al. UAV-based multispectral remote sensing for precision agriculture: a comparison between different cameras[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2018,146(2):124 – 136.
- [20] BENDING 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.
- [21] TUCKER C J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation[J]. Remote Sensing and Environment, 1979,8(2):127 – 150.
- [22] METTERNICHT G. Vegetation indices derived from high-resolution airborne videography for precision crop management[J]. International Journal of Remote Sensing, 2003,24(14):2855 – 2877.
- [23] LOUHAICHI M, BORMAN M M, JOHNSON D E. Spatially located platform and aerial photography for documentation of grazing impacts on wheat[J]. Geocarto International, 2001,16(1):65 – 70.
- [24] MEYER G E, NETO J C. Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications[J]. Computers and

Electronics in Agriculture, 2008, 63(2):282–293.

- [25] WOEBBECKE D M, MEYER G E, BARGEN K V, et al. Color indices for weed identification under various soil, residue, and lighting conditions[J]. Transactions of the ASAE, 1995, 38(1):259–269.
- [26] KATAOKA T, KANEKO T, OKAMOTO H, et al. Crop growth estimation system using machine vision[C]// AIM 2003. Proceedings 2003 IEEE/ASME International Conference on. IEEE, 2003.
- [27] GITELSON A A, KAUFMAN Y J, STARK R, et al. Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 80(1):76–87.
- [28] GAMON J A, SURFUS J S. Assessing leaf pigment content and activity with a reflectometer[J]. New Phytologist, 1999, 143(1):105–117.
- [29] 张培松, 孙毅明, 郭澎涛, 等. 基于数字图像分析技术的橡胶树叶片氮含量预测[J]. 热带作物学报, 2015, 36(12): 2120–2124.
- ZHANG Peisong, SUN Yiming, GUO Pengtao, et al. Study on predicting nitrogen content of rubber tree leaf by digital image analysis[J]. Chinese Journal of Tropical Crops, 2015, 36(12):2120–2124. (in Chinese)
- [30] 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.
- [31] JORDAN C F. Derivation of leaf area index from quality of light on the forest floor[J]. Ecology, 1969, 50(4): 663–666.
- [32] GITELSON A A, VINA A, ARKEBAUER T J, et al. Remote estimation of leaf area index and green leaf biomass in maize canopies[J]. Geophysical Research Letters, 2003, 30(5): 1248.
- [33] ROUSE J W, HAAS R H, SCHELL J A, et al. Monitoring the vernal advancement of retro gradation (green wave effect) of natural vegetation[M]. Greenbelt: Texas A & M University, Remote Sensing Center, 1974: 371.
- [34] GITELSON A A, KAUFMAN Y J, MERZLYAK M N. Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS–MODIS[J]. Remote Sensing of Environment, 1996, 58(3):289–298.
- [35] ROUJEAN J L, BREON F M. Estimating PAR absorbed by vegetation from bidirectional reflectance measurements[J]. Remote Sensing of Environment, 1995, 51(3): 375–384.
- [36] NARENDRA S G, WENHAN Q. Influences of canopy architecture on relationships between various vegetation indices and LAI and FPAR: a computer simulation[J]. Remote Sensing Reviews, 1994, 10(4): 309–347.
- [37] CHEN J M. Evaluation of vegetation indices and a modified simple ratio for boreal applications[J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 1996, 22(3): 229–242.
- [38] GONG Peng, PU Ruiliang, BIGING G S, et al. Estimation of forest leaf area index using vegetation indices derived from Hyperion hyperspectral data[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2003, 41(6):1355–1362.
- [39] HUETE A R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI)[J]. Remote Sensing of Environment, 1988, 25(3):295–309.
- [40] GENEVIÈVE R, MICHAEL S, FRÉDÉRIC B. Optimization of soil-adjusted vegetation indices[J]. Remote Sensing of Environment, 1996, 55(2):95–107.
- [41] HABOUDANE D, MILLER J R, PATTEY E, et al. Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: modeling and validation in the context of precision agriculture[J]. Remote Sensing of Environment, 2004, 90(3):337–352.
- [42] QI J, CHEHBOUNI A, HUETE A R, et al. A modified soil adjusted vegetation index[J]. Remote Sensing of Environment, 1994, 48(2):119–126.
- [43] 李粉玲, 王力, 刘京, 等. 基于高分一号卫星数据的冬小麦叶片 SPAD 值遥感估算[J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(9): 273–281.
- LI Fenling, WANG Li, LIU Jing, et al. Remote sensing estimation of SPAD value for wheat leaf based on GF–1 data[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(9):273–281. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20150940&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.09.040. (in Chinese)