

doi: 10.12133/j.smartag.2020.2.3.202006-SA001

基于无人机多光谱遥感的夏玉米叶面积指数 估算方法

邵国敏¹, 王亚杰¹, 韩文霆^{1,2*}

(1. 西北农林科技大学 机械与电子工程学院, 陕西杨凌 712100;

2. 西北农林科技大学 水土保持研究所, 陕西杨凌 712100)

摘要: 无人机多光谱遥感技术可以快速、无损地监测农作物叶面积指数(LAI)。为研究水分胁迫条件下, 利用无人机多光谱植被指数估算夏玉米LAI的可行性, 本研究基于无人机多光谱遥感系统, 结合同时期实地采集的夏玉米LAI, 选择5种植被指数, 包括归一化差值植被指数(NDVI)、土壤调节植被指数(SAVI)、增强型植被指数(EVI)、绿度归一化植被指数(GNDVI)和抗大气指数(VARI), 作为模型输入参数, 使用随机森林回归算法建立全生育期不同灌溉条件下大田玉米冠层植被指数与LAI之间的关系模型, 并与一元线性回归和多元线性回归算法建立的模型进行对比分析。结果表明, 在充分灌溉条件下, 植被指数的多元线性回归模型可以较好地估算LAI ($R^2 = 0.83$); 在水分胁迫条件下, 植被指数的随机森林回归模型可以较好地估算LAI ($R^2 = 0.74 \sim 0.87$), 水分胁迫因素对该模型影响较小, 且NDVI和VARI对估算LAI的贡献最大。上述结果表明基于无人机多光谱遥感技术, 使用随机森林回归算法估算多种灌溉条件下的夏玉米LAI是可行的。该研究为实现快速、准确地监测全生育期不同灌溉条件下的大田夏玉米LAI提供了技术和方法支持。

关键词: 无人机; 叶面积指数(LAI); 植被指数; 多光谱遥感; 水分胁迫; 随机森林回归

中图分类号: S127; TP79

文献标志码: A

文章编号: 202006-SA001



引文格式: 邵国敏, 王亚杰, 韩文霆. 基于无人机多光谱遥感的夏玉米叶面积指数估算方法[J]. 智慧农业(中英文), 2020, 2(3): 118-128.

SHAO Guomin, WANG Yajie, HAN Wenting. Estimation Method of Leaf Area Index for Summer Maize Using UAV-Based Multispectral Remote Sensing[J]. Smart Agriculture, 2020, 2(3): 118-128. (in Chinese with English abstract)

1 引言

玉米作为旱地农作物代表之一, 是中国重要的粮食作物和饲料作物。叶面积指数(Leaf Area Index, LAI)是反映植被冠层结构变化的重要参数^[1], 在植被的碳、水循环中起着重要作

用^[2], 是表征作物产量、生长健康状况以及光合作用能力的重要指标^[3]。对玉米LAI进行监测具有重要的意义。

传统的LAI测量方法有直接法和间接法两种。直接法包括落叶收集法、收获测量法等, 适用于小范围的低矮植被作物。该方法操作简单,

收稿日期: 2020-06-02 修订日期: 2020-08-01

基金项目: 国家自然科学基金项目(51979233); 杨凌示范区产学研用协同创新重大项目(2018CXY-23)

作者简介: 邵国敏(1991—), 男, 博士研究生, 研究方向为无人机遥感技术估算作物需水方法研究。E-mail: shaoguomin@nwfufu.edu.cn。

*通讯作者: 韩文霆(1972—), 男, 博士, 研究员, 研究方向为农业水信息智能感知与精准灌溉技术及装备。电话: 029-87091325。

E-mail: hanwt2000@126.com。

但需要手工对每个作物样本进行测量，测量时间长且会破坏作物长势，影响测量结果的准确性。间接法包括仪器测定法、有效长度平均法等^[4]。该方法操作简单快捷，测量时对作物叶片破坏较小，但外界因素对实验设备有一定的影响，难以应用于大田玉米LAI快速监测研究中^[5]。

遥感技术的不断发展为获取LAI提供了新的解决方法。卫星遥感是农作物长势信息获取的有利手段^[6]，如目前已采用Sentinel^[7]，GF-1^[8]，Landsat^[9,10]，MODIS^[11]，NOAA/AVHRR^[12]等卫星影像为主要数据源进行农作物长势分析。卫星遥感能够在大尺度区域农作物长势进行分析，但受分辨率和重访周期的限制，在小尺度（田块、样地、植株）农作物长势信息监测和高时间分辨率数据获取方面存在明显的不足^[13]。无人机多光谱遥感影像具有较高的地面分辨率（厘米级），对空间异质信息响应敏感，可获得较大范围即时、可靠的农作物长势信息，能够弥补传统作物监测设备范围小、难度大等问题，有很好的应用价值。植被指数可以较好地反映农作物的生长状态，已经被应用于LAI估算中^[11]。单一植被指数因其存在不同程度饱和性^[14]，反演LAI具有一定的局限性。红波段和近红外波段的反射率与作物叶片的特征密切相关且可用于地物区分^[15]，其组合出的植被指数是反演LAI的常用参数^[16]。高林等^[17]以多旋翼无人机为平台，搭载数码相机和多光谱传感器，使用5种植被指数估算大豆LAI ($R^2=0.83$)。褚洪亮等^[18]基于无人机高分辨率相机，结合图像处理方法和辐射传输模型进行LAI反演 ($R^2 = 0.84$)。张宏鸣等^[19]基于无人机多光谱植被指数，使用梯度树算法估算玉米LAI ($R^2=0.76$)。Xie等^[20]基于无人机多光谱遥感技术，采用线性回归和指数回归方法，使用6种单一植被指数估算冬小麦的LAI (R^2 最大为0.80)。Houborg和McCabe^[21]的研究结果表明随机森林算法可以有效分析高纬度的观测数据。现有的研究中，无人机多光谱遥感技术可以较好地反演充分灌溉下作物的LAI，但在水分胁迫条

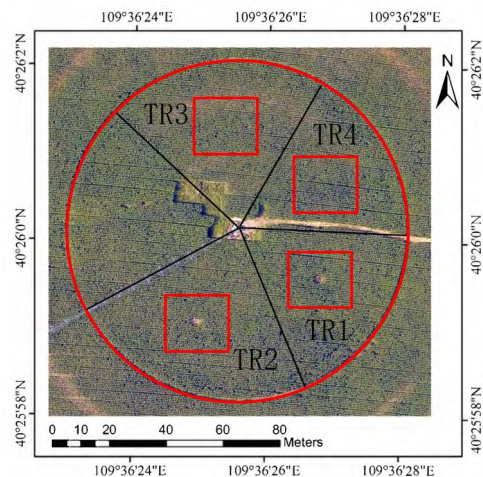
件下作物LAI的研究还较少，无法满足精准灌溉农业的要求。

针对上述不足，本研究以低空无人机多光谱遥感系统作为平台，对整个生育期不同灌溉水平的大田玉米进行观测，使用一元线性回归、多元线性回归和随机森林回归3种方法，建立了大田玉米5种冠层植被指数与叶面积指数的反演模型(VI-LAI)，以期为旱区大田玉米叶面积指数快速估算研究提供技术支持。

2 材料与方法

2.1 试验区概况

试验区位于内蒙古鄂尔多斯市达拉特旗昭君镇 ($40^{\circ}25'46.99''N$, $109^{\circ}36'35.68''E$)。试验区玉米(钧凯918)播种时间为2017年5月20日，出苗时间为2017年6月1日，抽穗时间为2017年7月20日，收获时间为2017年9月7日(青储)，生育期(Day After Planting, DAP)共110天。数据采集时间为(2017年6月26日~2017年8月29日)。试验地面积为1.13 hm^2 ，播种深度约5 cm，行距58 cm，株距25 cm，土壤为砂壤土^[22]。试验区正射影像如图1所示。



注：TR1, TR2, TR3 和 TR4 代表不同的水分处理

图1 试验地正射影像

Fig. 1 Orthoimage of experimental site

2.2 试验方案

试验区分为4个扇形区域(图1),采用中心支轴式喷灌机(Valmont Industries Inc., USA)对玉米进行灌溉。整个生育期有4种灌溉处理(Treatments, TR),如表1所示,4种灌溉处理分别对应4组样本(TR1、TR2、TR3和TR4)。设定田间持水量的90%为充分灌溉水平(灌溉上限)。本研究选取拔节期至成熟期(2017年6月26日~2017年8月29日)的大田玉米进行监测,DAP共110天。其中拔节期为2017年6月26日~2017年7月20日(DAP 37~DAP 61),生长中期为2017年7月21日~2017年8月20日(DAP 62~DAP 92),生长后期为2017年8月21日~2017年9月7日(DAP 93~DAP 110)。表1中TR1为充分灌溉水平,设定该水平下的灌溉量为100%。

表1 不同生育期玉米灌溉量

Table 1 The amounts of irrigation during different growth stages for maize

处理	拔节期	生长中期	单位: mm
			生长后期
TR1	188(100%)	132(100%)	82(100%)
TR2	158(84%)	128(97%)	43(52%)
TR3	158(84%)	91(69%)	23(28%)
TR4	158(84%)	124(94%)	82(100%)

2.3 多光谱影像采集及处理方法

本研究采用的无人机多光谱影像采集系统如图2所示。六旋翼无人机(图2(a))搭载Red-Edge多光谱相机(MicaSense, USA, 图2(b)),图像分辨率为1280×960像素,相机配备了光强传感器(图2(d))和两块3 m×3 m的灰板(图2(c)),分别用于减小外界光线变化对影像的影响和校正图像反射率^[22]。

多光谱影像采集时,相机镜头垂直向下,以确保可生成试验区正射影像图。拍摄参数如表2所示,整个生育期使用固定的飞行航线(图3)。为了保证多光谱影像的数据质量,试验在晴朗无云天气下拍摄影像。



图2 无人机多光谱影像采集系统

Fig. 2 UAV multispectral image acquisition system



图3 无人机飞行路线

Fig. 3 Flight path of UAV

表2 无人机多光谱系统拍摄参数

Table 2 UAV multispectral system shooting parameters

参数	值
拍摄时间(北京时间)	11:00—13:00
拍摄频率/天	7
飞行高度/m	70
航向重叠度/%	80
旁向重叠度/%	80
地面分辨率/(cm·pixel ⁻¹)	5

整个玉米生育期共采集了11次多光谱影像数据。每次航拍作业可获取2000张原始多光谱影像,采用Pix4Dmapper软件(Pix4D, Switzerland)对无人机多光谱影像进行拼接和灰板校正处理,生成正射反射率影像(单波段)。使用ENVI软件合成单波段的反射率影像(近红外、

红、绿和蓝波段),生成多波段影像,并裁剪各个样区内的方形感兴趣区域(Region of Interest, ROI)(12 m×12 m)。由近红外、红和绿波段合成的三波段图像如图4所示。图中红色代表玉米,其他颜色代表土壤。可见,生长中期玉米覆盖度达到最大,生长后期由于水分胁迫影响,TR3处理区域覆盖度明显降低,且有土壤裸露出来。

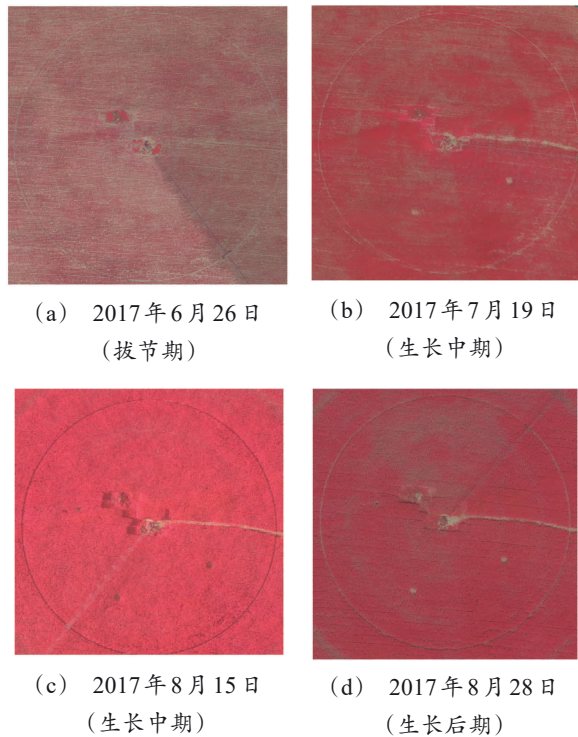


图4 试验区多光谱影像

Fig. 4 Multispectral images of experimental site

2.4 植被指数提取方法

植被指数可以简单且有效地度量作物生长状况,广泛地应用于作物LAI反演研究中。为了减少土壤、大气等外界环境因素的影响,本研究选取了5种植被指数反演大田玉米LAI:归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)、土壤调节植被指数(Soil Adjusted Vegetation Index, SAVI)、增强型植被指数(Enhanced Vegetation Index, EVI)、绿色归一化植被指数(Green Normalized Difference Vegetation In-

dex, GNDVI)和可见光抗大气指数(Visible Atmospherically Resistant Index, VARI),见表3。使用ENVI软件提取这5种植被指数(图5),得到大田玉米植被指数的空间分布图。从图5(d)和5(e)可知,TR1处理下的玉米长势优于其他处理下的玉米长势。

表3 植被指数
Table 3 Vegetation indices

植被指数	计算公式
NDVI ^[23]	$NDVI = (\rho_{NIR} - \rho_R) / (\rho_{NIR} + \rho_R)$ (1)
SAVI ^[24]	$SAVI = 1.5(\rho_{NIR} - \rho_R) / (\rho_{NIR} + \rho_R + 0.5)$ (2)
EVI ^[25]	$EVI = 2.5(\rho_{NIR} - \rho_R) / (\rho_{NIR} + 6\rho_R - 7.5\rho_B + 1)$ (3)
GNDVI ^[26]	$GNDVI = (\rho_G - \rho_R) / (\rho_G + \rho_R)$ (4)
VARI ^[27]	$VARI = (\rho_G - \rho_R) / (\rho_G + \rho_R - \rho_B)$ (5)

注: ρ_{NIR} 、 ρ_R 、 ρ_B 和 ρ_G 分别表示近红外波段、红波段、蓝波段和绿波段的反射率

2.5 LAI采集方法

本研究使用LAI-2200冠层分析仪(LI-COR, USA)进行LAI采集。每周采集一次LAI数据。每个样区的方形区域内随机采集10个LAI样本数据,取其测量平均值。为避免光照影响,保证LAI数据的测量精度,选择日落后测量LAI数据。测量时先在植被上方测量1个A值,然后在植被下方地表上随机测量4个B值,采集过程中冠层分析仪自动记录样本点的位置信息。采用线性插值法获得每天的LAI序列。

2.6 模型精度评价方法

建模时,每个样区的VI-LAI模型有65个样本,其中52个训练样本,13个验证样本。建立整个实验区域的VI-LAI模型时,共有260个样本,其中208个训练样本,58个验证样本。本研究选择均方根误差RMSE和决定系数 R^2 作为LAI估算模型的评价指标。

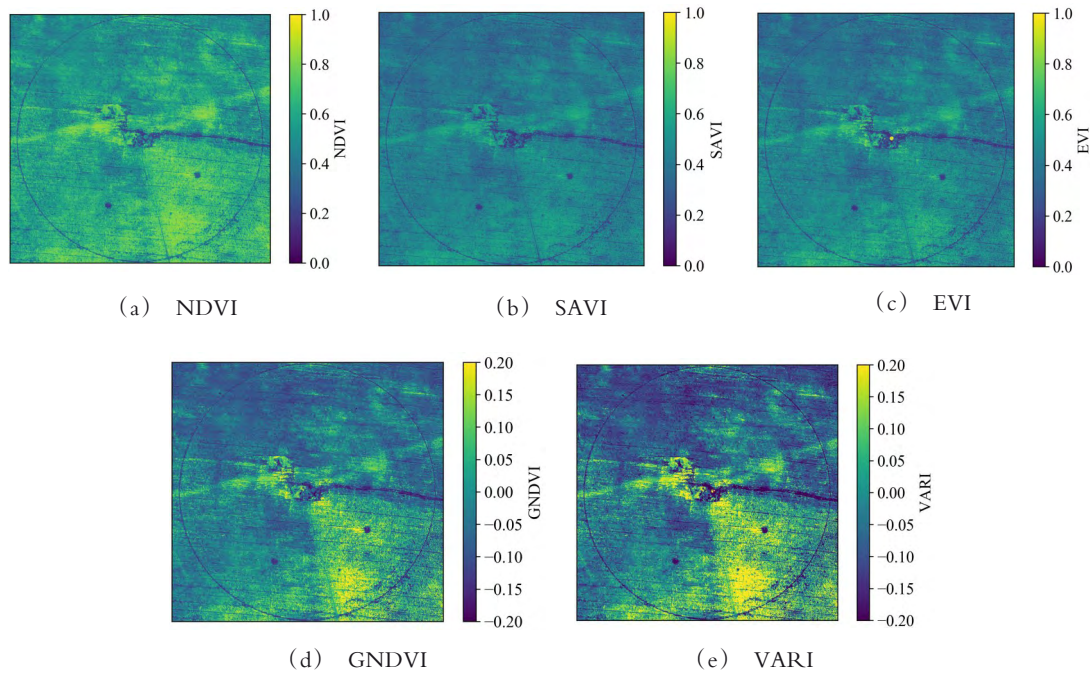


图5 玉米冠层无人机多光谱植被指数提取结果

Fig. 5 Maize canopy UAV multispectral vegetation indices

3 试验结果及分析

3.1 玉米 LAI 与冠层植被指数

玉米整个生育期不同灌溉处理下的实测 LAI 结果如图 6 所示。玉米 LAI 呈先增大后减小的趋势，生长中期玉米 LAI 达到最大值，四个处理 LAI 的最大值分别为 3.07、2.90、2.70 和 2.75。生长后期玉米叶片逐渐枯萎，LAI 逐渐减小。该变化规律符合玉米的实际生长情况。四种处理在整个生育期玉米冠层植被指数结果如图 7 所示。植被指数在拔节期逐渐增大，在生长中期达到最大值，在生长后期有一定减小趋势。在 TR3 灌溉条件下，由于水分胁迫影响，玉米植被指数在生长中期有下降趋势。进一步证明了计算出的植被指数的正确性。

3.2 植被指数与 LAI 一元线性回归模型

为了研究水分胁迫对玉米 LAI 估算模型的影响，本研究在玉米整个生育期，建立了不同水分处理下植被指数 (NDVI、SAVI、EVI、GNDVI

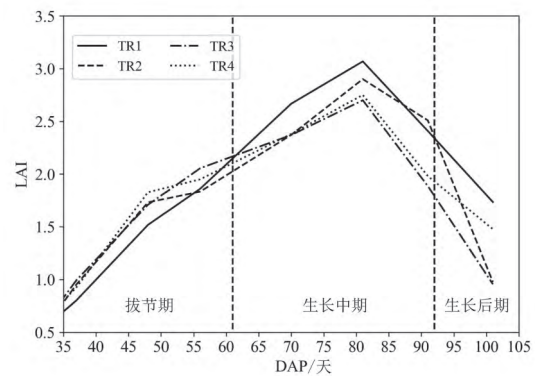


图6 整个生育期不同灌溉处理下的 LAI 结果

Fig. 6 LAI values under different irrigation treatments throughout the growth stage

和 VARI) 和 LAI 的一元线性回归模型，如表 4 所示。充分灌溉条件下 (TR1)，植被指数 VARI 与 LAI 的相关性最好 ($R^2=0.77$)，且在 TR2 和 TR4 灌溉条件下，植被指数 VARI 与 LAI 的相关性也最好， R^2 分别为 0.44 和 0.38。在 TR3 灌溉条件下，植被指数 EVI 与 LAI 的相关性最好 ($R^2=0.64$)。在本研究在四种灌溉处理条件下，植被

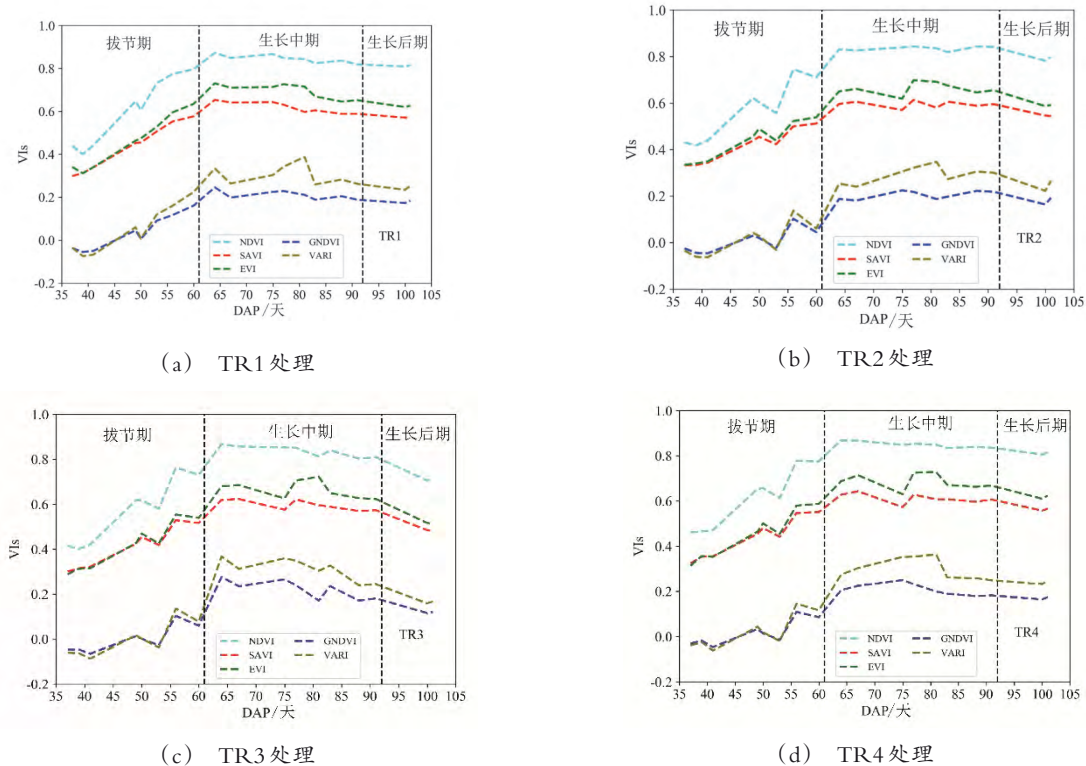


图7 整个生育期不同灌溉水平下植被指数结果

Fig. 7 VIs values under different irrigation treatments throughout the growth stage

指数NDVI、VARI和GNDVI与LAI的相关性都较好 ($R^2=0.59$ 、 0.58 和 0.57)。综合上述结果，不同灌溉条件下植被指数VARI与LAI的相关性较好。对比TR2、TR3和TR4条件下植被指数与LAI的相关性，TR2和TR3灌溉条件下，VI-LAI的相关性较好，说明了生长中期和生长后期水分胁迫程度越大，植被指数与LAI的相关性越好。主要原因在于生长中期至生长后期LAI明显下降，水分胁迫较大的条件下，植被指数也有类似的变化趋势。不同灌溉条件下，与LAI相关性最优的植被指数有一定的差异，主要原因在于单一植被指数由于饱和度和土壤背景因素，会受到不同程度的影响，因此存在一定的区域特异性和及时性。

3.3 植被指数与LAI反演模型对比与分析

为了研究不同灌溉条件下玉米LAI的最优估算方法，本研究建立了整个生育期不同灌溉条件

表4 全生育期不同灌溉水平下玉米LAI与植被指数的一元线性回归模型 ($P<0.05$)

Table 4 Linear regression model of maize LAI and vegetation index under different irrigation levels during the whole growth period ($P<0.05$)

样本	NDVI		SAVI		EVI		GNDVI		VARI	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE
TR1	0.50	0.16	0.53	0.15	0.67	0.10	0.62	0.12	0.77	0.07
TR2	0.28	0.33	0.31	0.31	0.43	0.26	0.32	0.31	0.44	0.25
TR3	0.49	0.13	0.59	0.11	0.64	0.09	0.47	0.14	0.53	0.12
TR4	0.23	0.05	0.24	0.05	0.33	0.04	0.28	0.04	0.38	0.04
所有样本	0.59	0.14	0.49	0.17	0.52	0.16	0.57	0.14	0.58	0.14

下玉米冠层植被指数与LAI的多元线性回归 (表5) 和随机森林回归 (表6) 模型，对比各水分处理下的VI-LAI模型，并分析水分胁迫对模型的影响。本研究使用逐步回归方法筛选出LAI多元线性回归模型的最优输入植被指数。基于所有样本建立LAI随机森林回归估算模型得到的LAI预测值与LAI实测值相关性较好 ($R^2=0.79$ ， $RMSE=0.07$ ，

图8),进一步说明了本研究提出的玉米LAI随机森林回归估算模型的适用性较好。随机森林回归算法建模时,算法会随机选择部分特征建立多个决策树,最终给出每个特征因子的相对重要度。因此,本研究使用全因子建立VI-LAI的随机森林回归模型,并得到了每个植被指数因子的相对重要度(图9)。

表5 全生育期不同灌溉水平下玉米LAI与植被指数的多元线性回归模型($P<0.05$)

Table 5 Multiple linear regression model of maize LAI and vegetation index under different irrigation levels in the whole growth period ($P<0.05$)

样本	植被指数	R^2	RMSE
TR1	GNDVI, VARI	0.83	0.05
TR2	SAVI, EVI	0.67	0.15
TR3	SAVI, GNDVI	0.63	0.10
TR4	SAVI, EVI	0.53	0.03
所有样本	NDVI, SAVI	0.59	0.14

表6 全生育期不同灌溉水平下玉米LAI与植被指数的随机森林回归模型

Table 6 Random forest regression model of maize LAI and vegetation index under different irrigation levels during the whole growth period

样本	植被指数	R^2	RMSE
TR1	NDVI, SAVI, EVI, GNDVI, VARI	0.70	0.10
TR2	NDVI, SAVI, EVI, GNDVI, VARI	0.87	0.06
TR3	NDVI, SAVI, EVI, GNDVI, VARI	0.86	0.06
TR4	NDVI, SAVI, EVI, GNDVI, VARI	0.74	0.02
所有样本	NDVI, SAVI, EVI, GNDVI, VARI	0.79	0.07

全生育期不同灌溉条件下玉米VI-LAI一元线性回归和多元线性回归模型精度如表4和表5所示。对比可知,不同灌溉水平下玉米VI-LAI的多元线性回归模型精度高于其相应的一元线性回归模型精度。一元回归模型使用单一植被指数估算LAI,土壤、光照等外界因素对模型精度影响较大;多元线性回归模型使用了多种植被指数预测LAI,在一定程度上综合考虑了光照和土壤因素的影响,因此其预测精度相对较高。

由表5可知,充分灌溉(TR1)条件下,VI-LAI的多元线性回归模型精度最好($R^2=0.83$),

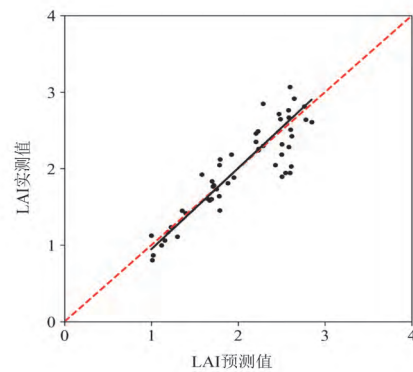


图8 全生育期所有样本玉米LAI与植被指数的随机森林回归模型

Fig. 8 Random forest regression model of LAI and vegetation index for all samples of maize in whole growth period 高林等^[28]也获得类似的结果,且最优植被指数组合为植被指数GNDVI和VARI,主要因为当 $LAI<3$ 时,红蓝光波段对LAI的敏感性较高,绿波段在较大范围内对LAI有较好的敏感性^[29],GNDVI和VARI分别使用了红绿波段和红绿蓝波段。水分胁迫下,最优植被指数都有SAVI,主要因为当LAI降低时,裸露的土壤相对增多,SAVI可降低土壤背景的影响。对比表5和表6可知,充分灌溉条件下,VI-LAI的多元线性回归模型精度($R^2=0.83$)优于其随机森林回归模型精度($R^2=0.70$),因此,充分灌溉条件下,使用多元线性回归模型,植被指数可以较好地估算LAI;水分胁迫条件下(TR2、TR3和TR4),VI-LAI的多元线性回归模型精度($R^2=0.53\sim 0.67$)低于其随机森林回归模型精度($R^2=0.74\sim 0.87$),说明了水分胁迫因素对随机森林回归模型影响较小。

对比表4,表5和表6可知,在充分灌溉和水分胁迫样本混合(所有样本)条件下,玉米VI-LAI的随机森林回归模型精度高于其他反演模型的精度。由图9可知,在充分灌溉(TR1)条件下,NDVI、EVI和VARI的相对重要度基本接近,GNDVI的相对重要度最小。水分胁迫条件下,综合3种处理(TR2、TR3和TR4)的输入变量重要性分析,植被指数NDVI和VARI的相

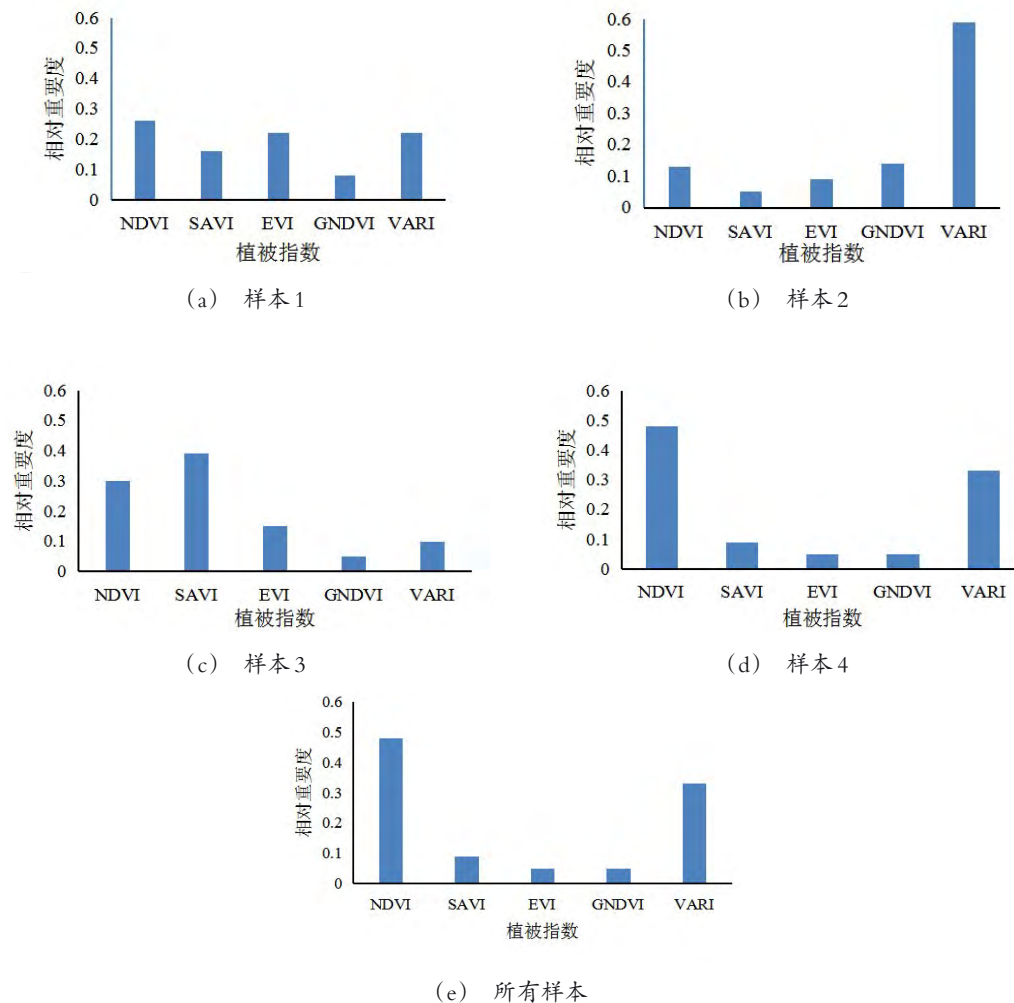


图9 不同灌溉条件下VI-LAI随机森林回归模型输入变量的相对重要度

Fig. 9 The relative importance of the input variables of the VI-LAI random forest regression model under different irrigation conditions

对重要度最好。充分灌溉和水分胁迫条件下，相对重要度较好的植被指数中含有红蓝波段，该结论也进一步验证了红蓝波段对LAI有较高的敏感性。

根据VI-LAI的随机森林回归模型，本研究建立了LAI的空间分布图，如图10所示。从该图中可以看出TR1处理下的LAI值整体偏大，TR3处理下的LAI值整体偏小，与实际情况一致。与谢巧云等^[30] ($R^2=0.82$) 和林卉等^[31] ($R^2=0.85$) 的研究结果相比，本研究建立的全生育期玉米VI-LAI模型精度相对较好。本研究使用全

生育期多种灌溉水平玉米的植被指数建立LAI的估算模型，模型适用性相对较好。

4 结论

本研究以无人机多光谱遥感数据为基础，建立了全生育期玉米LAI的一元线性回归、多元线性回归和随机森林回归模型，经过对比分析，选出了LAI的最优估算模型，并基于最优模型-随机森林回归模型生成了LAI的空间分布图。

研究表明，在充分灌溉条件下，多元线性回归模型可以较好地估算全生育期玉米LAI

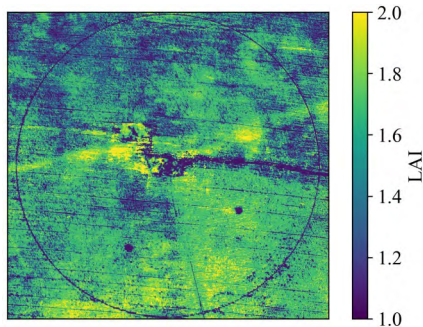


图 10 玉米 LAI 空间分布图(DAP 53)

Fig. 10 Spatial distribution map of maize LAI (DAP 53)

($R^2=0.83$), 其中最优的植被指数组合为 EVI、GNDVI 和 VARI。在水分胁迫条件下, 随机森林回归模型可以较好地估算全生育期玉米的 LAI ($R^2=0.74\sim 0.87$), 水分胁迫对该模型的影响相对较小。不同灌溉条件下, 植被指数 NDVI 和 VARI 对全生育期玉米 LAI 估算的贡献最大。

本研究选用全生育期多种灌溉处理的玉米样本进行建模分析, 模型的适用性较好, 可为实现大面积夏玉米 LAI 的无损监测提供技术支持。本研究存在的问题主要是设置的灌溉梯度和样本数相对较少, 模型的精度和鲁棒性有待进一步验证。后续研究中可以增加多个灌溉梯度, 使用多年数据进行 LAI 估算, 充分验证无人机多光谱遥感技术估算全生育期玉米 LAI 的适用性, 以期为使用无人机多光谱遥感技术快速监测大田玉米 LAI 提供技术和方法支持。

参考文献:

- [1] QIAO K, ZHU W, XIE Z, et al. Estimating the seasonal dynamics of the leaf area index using piecewise LAI-VI relationships based on phenophases[J]. Remote Sensing, 2019, 11: ID 689.
- [2] 刘珺, 庞鑫, 李彦荣, 等. 夏玉米叶面积指数遥感反演研究[J]. 农业机械学报, 2016, 47(9): 309-317.
LIU J, PANG X, LI Y, et al. Inversion study on leaf area index of summer maize using remote sensing[J]. Transactions of the CSAM, 2016, 47(9): 309-317.
- [3] ALEXANDRIDIS T K, OVAKOGLU G, CLEVERS J G P W. Relationship between MODIS EVI and LAI across time and space[J]. Geocarto International, 2019: 1-14.

- [4] 阎广建, 胡容海, 罗京辉, 等. 叶面积指数间接测量方法[J]. 遥感学报, 2016, 20(5): 958-978.
YAN G, HU R, LUO J, et al. Review of indirect methods for leaf area index measurement[J]. Journal of Remote Sensing, 2016, 20(5): 958-978.
- [5] YAN G, HU R, LUO J, et al. Review of indirect optical measurements of leaf area index: Recent advances, challenges, and perspectives[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2019, 265: 390-411.
- [6] JIN X, 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. doi: 10.1109/MGRS.2020.2998816.
- [7] PASQUALOTTO N, DELEGIDO J, WITTENBERGHE SVAN, et al. Multi-crop green LAI estimation with a new simple Sentinel-2 LAI Index (SeLI)[J]. Sensors, 2019, 19(4): ID 904.
- [8] ZHANG Y, YANG J, LIU X, et al. Estimation of multi-species leaf area index based on Chinese GF-1 satellite data using look-up table and Gaussian process regression methods[J]. Sensors, 2020, 20(9): ID 2460.
- [9] OVAKOGLU G, ALEXANDRIDIS T K, CLEVERS J G, et al. Spatial enhancement of modis leaf area index using regression analysis with landsat vegetation index[C]// IGARSS 2018—2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Piscataway, New York, USA: IEEE, 2018.
- [10] AMANI M, MOBASHERI M R. A parametric method for estimation of leaf area index using landsat ETM+ data[J]. Geoscience & Remote Sensing, 2015, 52(4): 478-497.
- [11] LI X, DU H, MAO F, et al. Estimating bamboo forest aboveground biomass using EnKF-assimilated MODIS LAI spatiotemporal data and machine learning algorithms[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2018, 256: 445-457.
- [12] 陈健, 王文君, 盛世杰, 等. 基于机载 MASTER 数据的果园叶面积指数遥感反演[J]. 国土资源遥感, 2015, 27(2): 69-74.
CHEN J, WANG W, SHENG S, et al. Leaf area index retrieval of orchards based on airborne MASTER data[J]. Remote Sensing for Land & Resources, 2015, 27(2): 69-74.
- [13] DUVEILLER G, DEFOURNY P. A conceptual framework to define the spatial resolution requirements for agricultural monitoring using remote sensing[J]. Re-

- Remote Sensing of Environment, 2010, 114(11): 2637-2650.
- [14] 梁栋, 管青松, 黄文江, 等. 基于支持向量机回归的冬小麦叶面积指数遥感反演[J]. 农业工程学报, 2013, 29(7): 117-123.
LIANG D, GUAN Q, HUANG W, et al. Remote sensing inversion of leaf area index based on support vector machine regression in winter wheat[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(7): 117-123.
- [15] 刘洋, 刘荣高, 陈镜明, 等. 叶面积指数遥感反演研究进展与展望[J]. 地球信息科学学报, 2013, 15(5): 734-743.
LIU Y, LIU R, CHEN J, et al. Current status and perspectives of leaf area index retrieval from optical remote sensing data[J]. Journal of Geo-Information Science, 2013, 15(5): 734-743.
- [16] LIANG L, HUANG T, DI L, et al. Influence of different bandwidths on LAI estimation using vegetation indices[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2020(99): ID 1.
- [17] 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 L, YANG G, WANG B, 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.
- [18] 褚洪亮, 肖青, 柏军华, 等. 基于无人机遥感的叶面积指数反演[J]. 遥感技术与应用, 2017, 32(1): 140-148.
CHU H, XIAO Q, BO J, et al. The retrieval of leaf area index based on remote sensing by unmanned aerial vehicle[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2017, 32(1): 140-148.
- [19] 张宏鸣, 刘雯, 韩文霆, 等. 基于梯度提升树算法的夏玉米叶面积指数反演[J]. 农业机械学报, 2019, 50(5): 251-259.
ZHANG H, LIU W, HAN W, et al. Inversion of summer maize leaf area index based on Gradient boosting decision tree algorithm[J]. Transactions of the CSAM, 2019, 50(5): 251-259.
- [20] XIE Q, HUANG W, LIANG D, et al. Leaf area index estimation using vegetation indices derived from airborne hyperspectral images in winter wheat[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2014, 7(8): 3586-3594.
- [21] HOUBORG R, MCCABE M F. A hybrid training approach for leaf area index estimation via Cubist and random forests machine-learning[J]. Isprs Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2017, 135: 173-188.
- [22] 韩文霆, 邵国敏, 马代健, 等. 大田玉米作物系数无人机多光谱遥感估算方法[J]. 农业机械学报, 2018, 49(7): 134-143.
HAN W, SHAO G, MA D, et al. Estimating method of crop coefficient of maize based on UAV multispectral remote sensing[J]. Transactions of the CSAM, 2018, 49(7): 134-143.
- [23] BANNARI A, MORIN D, BONN F, et al. A review of vegetation indices[J]. Remote Sensing Reviews, 1995, 13(1-2): 95-120.
- [24] HUETE A R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI)[J]. Remote Sensing of Environment, 1988, 25(3): 295-309.
- [25] WANG Z, LIU C, HUETE A. From AVHRR-NDVI to MODIS-EVI: Advances in vegetation index research[Z]. 2003, 23: 979-987.
- [26] WANG F, HUANG J, et al. New vegetation index and its application in estimating leaf area index of rice[J]. Rice Science, 2007, 14(3): 195-203.
- [27] SCHNEIDER P, ROBERTS D A, KYRIAKIDIS P C. A VARI-based relative greenness from MODIS data for computing the fire potential index[J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(3): 1151-1167.
- [28] 高林, 杨贵军, 于海洋, 等. 基于无人机高光谱遥感的冬小麦叶面积指数反演[J]. 农业工程学报, 2016, 32(22): 113-120.
GAO L, YANG G, YU H, et al. Retrieving winter wheat leaf area index based on unmanned aerial vehicle hyperspectral remote sensing[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(22): 113-120.
- [29] QIAO K, ZHU W, XIE Z. Application conditions and impact factors for various vegetation indices in constructing the LAI seasonal trajectory over different vegetation types[J]. Ecological Indicators, 2020, 112: ID 106153.
- [30] 谢巧云, 黄文江, 蔡淑红, 等. 冬小麦叶面积指数遥感反演方法比较研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2014, 34(5): 1352-1356.
XIE Q, HUANG W, CAI S, et al. Comparative study on remote sensing inversion methods for estimating winter wheat leaf area index[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(5): 1352-1356.
- [31] 林卉, 梁亮, 张连蓬, 等. 基于支持向量机回归算法的

小麦叶面积指数高光谱遥感反演[J]. 农业工程学报, 2013, 29(11): 139-146.
LIN H, LIANG L, ZHANG L, et al. Wheat leaf area in-

dex inversion with hyperspectral remote sensing based on support vector regression algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(11): 139-146.

Estimation Method of Leaf Area Index for Summer Maize Using UAV-Based Multispectral Remote Sensing

SHAO Guomin¹, WANG Yajie¹, HAN Wenting^{1,2*}

(1. College of Mechanical and Electronic Engineering, Northwest A&F University, Yangling 712100, China;

2. Institute of Soil and Water Conservation, Northwest A&F University, Yangling 712100, China)

Abstract: Maize is an important food crop in China. In order to quickly and non-destructively estimate summer maize leaf area index (LAI) under different water stress conditions, in this study, maize samples with multiple irrigation treatments throughout the growth period were used for modeling analysis. Then, based on the unmanned aerial vehicle (UAV) multi-spectral remote sensing technology, combined with the summer maize LAI collected in the field during the same period, five kinds of vegetation indices, including the normalized difference vegetation index (NDVI), soil adjusted vegetation index (SAVI), enhanced vegetation index (EVI), green normalized difference vegetation index (GNDVI) and visible atmospherically resistant index (VARI) were selected in this research as model input parameters, and random forest regression algorithm was used to establish the relationship between the field maize canopy vegetation indices and LAI under different irrigation conditions during the entire growth period. The accuracies of the model were compared with that of the model established by the university linear regression and multiple linear regression algorithms. The results showed that under sufficient irrigation condition, the vegetation index using multiple linear regression model could well ($R^2 = 0.83$, $RMSE = 0.05$) estimate LAI; under water stress conditions, the vegetation index using random forest regression model could well estimate LAI ($R^2 = 0.74\sim 0.87$, $RMSE = 0.02\sim 0.10$), water stress factors had little effect on the random forest regression model, and NDVI and VARI contributed the LAI estimation model better. The spatial distribution map of LAI was generated based on the random forest regression algorithm. The above results showed that it was feasible to use the random forest regression algorithm to estimate the summer maize LAI under various irrigation conditions based on the UAV multi-spectral remote sensing technology. The results indicates that the model established has a good applicability. This research can provide technical and method support for the rapid and accurate monitoring of field summer maize LAI under different irrigation conditions during the entire growth period.

Key words: UAV; leaf area index; vegetation index; multispectral; water stress; random forest regression

(登陆 www.smartag.net.cn 免费获取电子版全文)