

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.01.016

基于多时相无人机遥感植被指数的夏玉米产量估算

韩文霆^{1,2} 彭星硕¹ 张立元^{1,3} 牛亚晓¹

(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; 3. 科罗拉多州立大学土木与环境工程系, 柯林斯堡 CO 80523)

摘要: 为建立夏玉米无人机遥感估产模型, 正确评价规模化农业经营管理和用水效率, 以内蒙古自治区规模化种植的夏玉米为研究对象, 设置了5个不同水分处理的实验区域, 每个实验区域布置了3个样区, 利用自主研发的多旋翼无人机多光谱遥感平台, 对夏玉米进行多时相的遥感监测。采用牛顿-梯形积分和最小二乘法, 构建了基于多种植被指数和多种生育期对应的夏玉米实测产量的6种线性模型, 并采用阈值滤波法减少土壤噪声对模型精度的影响。结果显示, 不同生育期的玉米估产模型精度存在显著差异。单一生育期中, 精度由高到低依次为: 抽雄期、吐丝期、蜡熟期、拔节期, 最优植被指数为 EVI2 (决定系数 $R^2 = 0.72$, 均方根误差 RMSE 为 485.46 kg/hm^2); 多生育期的最优植被指数为 GNDVI ($R^2 = 0.89$, RMSE 为 299.35 kg/hm^2)。经过土壤滤波后, 拔节期和多生育期的 R^2 提升显著, 其中基于植被指数 GNDVI、MASVI2、EVI2 的多生育期估产模型的决定系数 R^2 提升到 0.87 以上。多生育期的无人机遥感估产优于单生育期, 最优估产植被指数为 GNDVI, 阈值滤波法可以有效提升估产精度, 优化后基于植被指数的无人机遥感估产模型可以快速有效诊断和评估作物长势和产量。

关键词: 夏玉米; 产量估算; 生育期; 多时相; 植被指数; 无人机

中图分类号: TP79 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2020)01-0148-08

OSID:



Summer Maize Yield Estimation Based on Vegetation Index Derived from Multi-temporal UAV Remote Sensing

HAN Wenting^{1,2} PENG Xingshuo¹ ZHANG Liyuan^{1,3} NIU Yaxiao¹

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

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

3. Department of Civil and Environmental Engineering, Colorado State University, Fort Collins, CO 80523, USA)

Abstract: The remote sensing of unmanned aerial vehicle (UAV) is accurate, flexible and fast. It is of great significance for large-scale agricultural management and water efficiency evaluation to establish yield estimation model of summer maize based on drone remote sensing. It was reported such an effort for summer maize in Inner Mongolia by using UAV multi-spectral platform. Six kinds of linear models for the measured summer maize yield maize as function of various vegetation indices derived at various growth stages were constructed by using Newton - trapezoidal integral and least squares method. And the threshold filtering method was used to reduce the influence of soil noise on the accuracy of the model. The results showed that there were significant differences in the accuracy of the models at different growth stages. In single growth period, the model precision from high to low was ordered as tasseling silking, wax maturity, and jointing, and the optimal vegetation index was EVI2 ($R^2 = 0.72$, RMSE was 485.46 kg/hm^2). For most growth periods the superior vegetation index was GNDVI ($R^2 = 0.89$, RMSE was 299.35 kg/hm^2). After soil filtration, the increase of R^2 in jointing stage and multiple growth stages was significant. The correlation coefficient R^2 was increased to above 0.87 for the multi-fertility estimation model based on vegetation indices GNDVI, MASVI2 and EVI2. In summary, the UAV yield estimation model can quickly and effectively diagnose and assess crop growth and yield. The estimation accuracy of the model in multiple growth periods was better than that in a single one, and GNDVI was the optimal model parameter. The threshold filtering method can effectively improve the estimation accuracy.

Key words: summer maize; yield estimation; growth period; multi-temporal; vegetation index; UAV

收稿日期: 2019-06-19 修回日期: 2019-07-26

基金项目: 杨凌示范区产学研用协同创新重大项目(2018CXY-23)、国家重点研发计划项目(2017YFC0403203)和高等学校学科创新引智计划项目(B12007)

作者简介: 韩文霆(1972—),男,研究员,博士生导师,主要从事无人机遥感与精准灌溉技术研究, E-mail: hanwt2000@126.com

0 引言

玉米是我国第一大粮食作物,种植面积最大可达 $3.81193 \times 10^7 \text{ hm}^2$,年产量 $2.25 \times 10^8 \text{ t}$,分别占粮食作物总面积和粮食总产量的 33.6% 和 36.1%^[1]。及时、准确预测玉米产量对农业经营管理、粮食政策制定、农业保险、农业用水效率评价具有重要意义,是发展精准农业的迫切需求^[2-3]。

玉米产量的传统估算方法多采用地面采样估算,该方法费时、费力、具有破坏性,难以扩展到大尺度^[4]。遥感技术在作物估产方面具有快速、无损、尺度大的优势,已成为精准农业的研究热点^[5-6]。在作物遥感估产中,基于卫星遥感的作物产量估算具有传感器种类多、监测区域面积广等优势。文献[7]以美国玉米为研究对象,以各州为估产区,通过归一化植被指数(Normalized difference vegetation index, NDVI)与玉米单产间的最佳估产模型对 2011 年各州玉米单产进行了估算,并推算出全国玉米单产,结果表明,全国玉米单产的相对误差仅为 2.12%;文献[8]利用重采样粒子滤波算法同化条件植被温度指数(Vegetation temperature condition index, VTCI)和叶面积指数(Leaf area index, LAI),并基于组合熵的方法构建加权 VTCI 和 LAI 与冬小麦单产的线性回归模型,同化 VTCI 和 LAI 的单产估测结果($R^2 = 0.531$)优于单独同化 VTCI($R^2 = 0.475$)或 LAI($R^2 = 0.428$)的估测结果。但是,对田块尺度的作物生长监测,在作物关键生育时期,要求遥感影像的采集频率为 1~3 d/次^[9]。卫星遥感存在时空分辨率低、易受气象条件限制等问题^[10-11],难以进行田块尺度的作物生长监测和产量估算。

无人机遥感技术具有时空分辨率高、成本小等优势^[12],提供了一种快速、准确获取田块尺度遥感影像的方法,可以对田块尺度的作物产量进行有效估算^[13]。文献[14]建立了小麦单生育期植被指数和产量的线性模型,筛选小麦估产的最佳植被指数和最佳生育期,决定系数 R^2 最高达到 0.7。文献[15]结合产量与植被指数,建立了指数模型和 Richards 非线性回归模型,偏差信息准则(Deviance information criterion, DIC)最低为 62.87。此外,还可将遥感数据与作物生长模型相结合^[16],或者结合多源的辅助信息,如作物氮含量、作物水分含量、辐射利用效率、作物高度、叶面积指数^[17]、雷达数据、高重叠率可见光图像、倾斜成像构造的 3D 点云等^[18-20]。除结合辅助信息外,还可以综合作物不同时域的遥感影像。文献[21]建立了基于多时期水稻遥感数据的多元线性回归模型,其精度高于单一

时期模型,决定系数 R^2 最高达 0.75。无人机遥感估产模型中加入辅助信息,融合多源和多时相的遥感数据,不仅提高了统计经验模型的可靠性与可拓展性^[22-23],也提升了作物长势诊断和估产的精度^[24-25]。目前,尚未见针对玉米估产的最优植被指数和无人机遥感最佳监测时期方面的研究。

本文以内蒙古自治区规模化种植的夏玉米为研究对象,建立各生育期的 6 种典型植被指数和夏玉米产量的经验统计回归模型,确定适用于夏玉米估产的最优无人机遥感监测时期和最适植被指数。运用阈值滤波法,剔除影响遥感估产精度的土壤像元,评价土壤噪声对夏玉米无人机遥感估产的精度影响,以期探索简便、快速、灵活、准确的夏玉米遥感估产方法,建立适合研究区域以及周边地区的夏玉米遥感估产模型,为规模化农业经营管理提供决策辅助信息。

1 材料与与方法

1.1 实验地概况

实验区域位于内蒙古自治区鄂尔多斯市达拉特旗昭君镇($40^\circ 26' 0.29'' \text{ N}$, $109^\circ 36' 25.99'' \text{ E}$, 海拔 1 010 m)。属于温带大陆性气候,种植作物为夏玉米,属于春播中晚熟型,一年一熟。播种时间为 2018 年 5 月中旬,收获时间为 9 月。行距 58 cm,株距 23~30 cm,采用中心轴式喷灌机进行灌溉,实验小区布置如图 1 所示。实验地划分为 5 个扇形区域,每个扇形区域划分有 3 个样方(长×宽为 6 m × 6 m)^[26]。

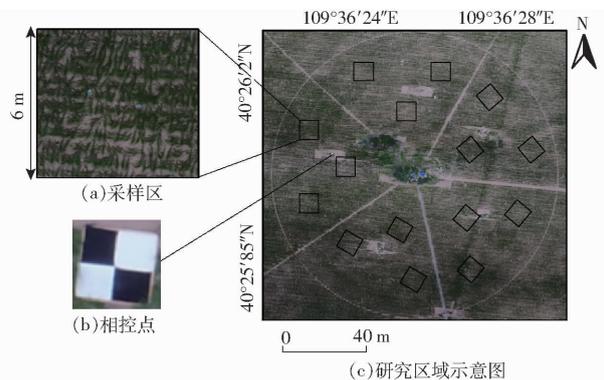


图 1 无人机作业田块及采样监测点分布

Fig. 1 Distribution of UAV field and sampling points

1.2 实验设计及地面数据采集

本研究对 5 个扇形区域采用不同的灌溉条件,以田间持水率的不同百分比在营养生长期(Vegetative stages, V 期)和生殖生长期(Reproductive stages, R 期)进行不同梯度的水分处理,作物长势和产量存在较大的空间差异性,具有良好的梯度差异。收获时,按图 1a 中标记的位置进行采

样测产,采样面积为 3 m^2 ,将收获的玉米籽粒干燥8 h,得到玉米的干质量,测算玉米单产。灌溉和降雨量以及产量如表1所示。

表1 实验区降水和灌溉量

Tab.1 Precipitation and irrigation in experimental area

参数	5个实验区数值				
降雨和灌溉量/mm	377	361	349	331	350
单位面积产量/ ($\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}$)	7 163.19	7 353.15	7 620.73	5 897.77	7 781.11

1.3 无人机多光谱系统及遥感图像采集

多光谱图像采集采用六旋翼无人机搭载 Red Edge 五波段多光谱相机,如图2所示,具体波段如表2所示,相机焦距为 5.5 mm ,视场角为 47.2° ,图像分辨率为 $1\ 280\text{ 像素}\times 960\text{ 像素}$ 。相机配备了光强传感器和2个 $3\text{ m}\times 3\text{ m}$ 的灰板。光强传感器用于校正无人机航拍过程中外界光线变化对光谱影像造成的影响,灰板具有固定的反射率,可对航拍影像进行反射率的校正,从而生成反射率影像,进行植被指数的提取。

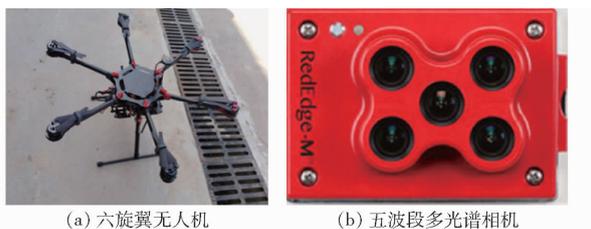


图2 无人机及相机

Fig.2 UAV and camera

表2 波段中心波长和带宽

Tab.2 Wavelength and bandwidth nm

波段名称	中心波长	半峰带宽
蓝光波段	475	20
绿光波段	560	20
红光波段	668	10
近红外波段	840	40
红边波段	717	10

实验时晴朗无云,平均气温 28.6°C ,相对湿度 61.96% ,平均风速 1.12 m/s ,微风。实验时间在 $11:30-14:30$ 。多光谱无人机飞行高度为 70 m ,飞行方向为南北方向,航向、旁向重叠度分别为 80% 和 70% 。将每次实验按照固定航线拍摄的多幅图像,以日期为索引导入到瑞士Pix4D公司的Pix4D mapper软件中,以实时动态测量(Real time kinematic, RTK)的方法获取地面相控点,导入小图对应的POS数据,在软件中进行初始化处理,几何校正,构建三维模型,提取纹理以及构造地物特征,最终生成高清正射多光谱影像。

数据于2018年5月29日开始采集,2018年9月7日结束,共16次实验,期间覆盖夏玉米的V3(出苗期)、V6(拔节期)、VT(抽雄期)、R1(吐丝期)、R2(籽粒建成期)、R3(乳熟期)、R5(蜡熟期)6个关键生育期。由于拼接预处理后的原始图像包含除研究区域以外很大的区域,为了更加突显遥感影像的作物特征,需在ENVI软件中裁剪处理。根据可见光影像中的样方对应裁剪出多光谱影像的15块实测区域,每一块实测区域对应实验样地的每一小样方,裁剪后取每一小样方的植被指数均值。

1.4 夏玉米估产方法

研究方法如图3所示,遥感影像拼接校正后,进行波段运算得到多种植被指数,再筛选最优植被指数;基于夏玉米的生长规律将夏玉米分为不同生育期,比较单生育期和多生育期的模型精度,筛选最佳监测生育期;最终采用阈值滤波法剔除土壤像元的干扰,得到无人机夏玉米最优遥感估产模型。

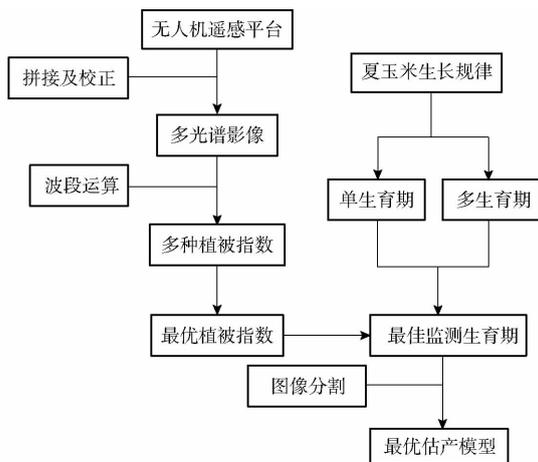


图3 研究方法流程图

Fig.3 Flow chart of research method

1.4.1 植被指数

结合无人机遥感平台所搭载的传感器,本文选取了6种常用的无人机遥感植被指数和作物的产量构建估产模型,即无蓝色波段增强型植被指数(EVI2)^[27]、次生修正土壤调整植被指数(MSAVI2)^[28]、优化土壤调节植被指数^[29]、归一化植被指数^[30]、土壤调整植被指数^[31]、绿度归一化植被指数^[32]。

1.4.2 单生育期的玉米估产模型

为了能够迅速、准确地对玉米产量进行估测,本研究采用线性模型和最小二乘法构建玉米在不同生育期内的植被指数和作物产量之间的经验模型,公式为

$$Y = aVt + b \quad (1)$$

式中 Y ——产量 V ——植被指数

t ——植被指数标号

$a、b$ ——待定系数

1.4.3 多生育期的玉米估产模型

作物产量是一个有机物不断积累的结果,为了更好地体现相关机理,减少偶然误差,本文将玉米植被指数和玉米生育期进行牛顿-梯形积分,然后基于其积分值和作物产量构建模型

$$Y = cT_g + d \quad (2)$$

其中

$$T_g = \frac{(V_1 + V_0)(t_1 - t_0)}{2} + \frac{(V_2 + V_1)(t_2 - t_1)}{2} + \dots + \frac{(V_{i+1} + V_i)(t_{i+1} - t_i)}{2} + \dots + \frac{(V_n + V_{n-1})(t_n - t_{n-1})}{2} \quad (3)$$

式中 i ——采集次序 n ——采集总次数

g ——植被指数类型

t_i ——采集植被指数时距播种时间, d

V_i —— t_i 时植被指数

T_g ——植被指数基于全生育期的梯形积分

$c、d$ ——待定系数

1.4.4 土壤像元背景干扰剔除

无人机遥感影像的精度较高,土壤像元在研究区域的比重较大。为了提取植被像元即分离土壤像元与植被像元,本研究采用最大类间方差法 OTSU (Maximization of interclass variance) 对拔节期的 NDVI 植被指数影像进行阈值分割。OTSU 算法是通过统计整个图像的直方图特性来实现全局阈值的自动选取,计算得到分割阈值为 0.4^[33-34]。根据阈值通过掩膜处理得到对应的掩膜,并将掩膜应用于遥感背景中的土壤像元剔除,技术流程如图 4 所示。

1.5 精度评价

选取 15 个采样点的数据对模型精度进行验证,采用两个指标对估产模型的精度进行评价,即决定系数 R^2 和均方根误差 RMSE。较高的决定系数代表较好的拟合程度,但不能完全体现精度;均方根误差用来衡量观测值同真值之间的偏差,越小的均方根误差代表越高的精度。

2 结果分析

2.1 基于夏玉米不同生育期和多生育期的估产模型评价

选取了玉米 4 个生育期(拔节期、抽雄期、吐丝期和蜡熟期)的植被指数进行单生育期作物产量建模,选取了多生育期的植被指数梯形积分进行多生育期作物产量建模。

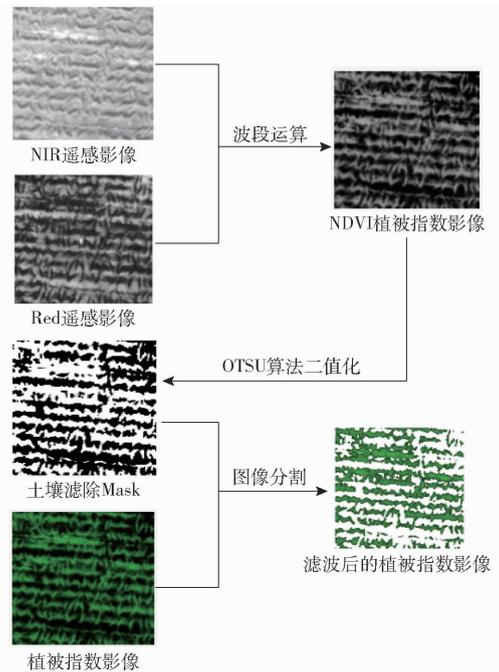


图 4 阈值滤波技术流程图

Fig. 4 Threshold filtering process

图 5 为 4 个单生育期和多生育期的决定系数 R^2 和均方根误差 RMSE 评价结果。图中 S1 为拔节期, S2 为抽雄期, S3 为吐丝期, S4 为蜡熟期, S5 为多生育期。从图 5a 可以看出, 拔节期的 R^2 都在 0.63 以上, 最高达到 0.72。单生育期的估产模型精度由高到低依次为抽雄期、吐丝期、蜡熟期、拔节期。多生育期的模型 R^2 普遍高于单生育期的估产模型, 最高能够达到 0.80。图 6 为基于无人机遥感植被指数的夏玉米 4 个单生育期和多生育期的估算产量与实测产量的比较。图 6 显示无论是单生育期还是多生育期的估算产量, 大部分都集中在 6 000 ~ 8 000 kg/hm², 当实测产量低于 7 200 kg/hm² 时, 模型均会出现高估的现象。当实测产量高于 7 200 kg/hm² 时, 模型均会出现低估现象。综上所述, 在 4 个单生育期内, 抽雄期的植被指数作物估产模型决定系数最高, 误差最小; 多生育期的植被指数估产模型精度高于单生育期的模型。

2.2 基于夏玉米不同植被指数的估产模型评价

图 5 和图 6 显示, 基于不同植被指数的玉米估产模型精度不同。在拔节期, 各植被指数的 R^2 在 0.1 ~ 0.25 之间, 精度较差, 不具备任何实用意义; 在抽雄期只有植被指数 GNDVI 和 EVI2 的 R^2 高于 0.7, 其余植被指数的 R^2 均高于 0.63; 吐丝期各个植被指数的模型精度仅次于抽雄期, 模型精度由高到低依次为 GNDVI、EVI2、MSAVI2、NDVI、OSAVI、SAVI; 蜡熟期植被指数的模型精度较低, R^2 均在 0.42 以下。基于多生育期模型精度最高的植被指数为 EVI2 和 GNDVI, R^2 大于 0.78, 其他植被指数的

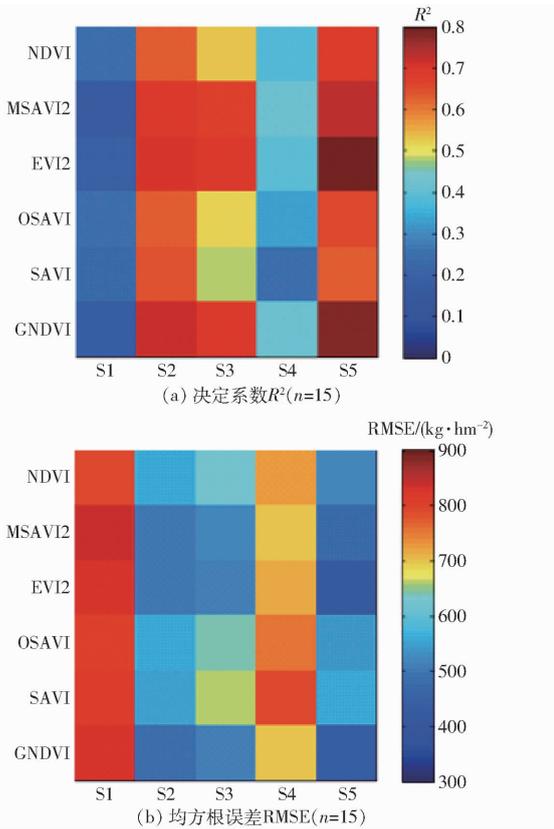


图5 基于无人机遥感的4个单生育期和多生育期的植被指数估产模型评价

Fig.5 Evaluation of yield estimation models based on vegetation index derived from UAV measurements for four single and whole growth periods

R^2 也均高于0.63。综上所述,单生育期精度最高的植被指数为GNDVI, R^2 为0.72, RMSE为487.20 kg/hm²;多生育期精度最高的植被指数为EVI2, R^2 为0.80, RMSE为413.29 kg/hm²,估产模型公式为

$$Y = 14\ 054T_{\text{GNDVI}} + 4\ 632 \quad (4)$$

$$Y = 136T_{\text{EVI2}} + 2\ 527 \quad (5)$$

2.3 过滤土壤像元后的估产模型评价

为了更好地提高夏玉米的无人机遥感估产模型,选取了4个单生育期和多生育期的遥感数据,进行阈值滤波法过滤土壤像元处理。表3、4显示,经过土壤像元滤波处理之后,拔节期和多生育期的 R^2 提升效果显著,其中MSAVI2由0.17提升到了0.31;多生育期的模型精度最好,其中GNDVI的 R^2 最高为0.89,有3个植被指数的估产模型高于0.87,依次为GNDVI、MASVI2、EVI2;其他的单生育期的 R^2 没有明显的差别。RMSE的变化和 R^2 的变化类似,拔节期和多生育期的RMSE明显下降,其他单生育期的RMSE变化不明显。综上所述,经过阈值滤波法过滤土壤像元之后的估产模型,在拔节期和多生育期的精度提升最高,尤其是多生育期,精度最高的植被指数为GNDVI,决定系数 R^2 为0.89, RMSE为299.35 kg/hm²,估产模型为

$$Y = 192.5T_{\text{GNDVI}} + 5\ 127 \quad (6)$$

基于该估产模型的产量示意图如图7所示。

3 讨论

3.1 不同生育期对夏玉米估产模型的影响

作物对不同光谱的反射率随着作物生育期的不同而变化,通过波段计算得到的植被指数可以很好地反映不同生育期内作物的特征,这就为通过植被指数进行作物估产奠定了理论基础。但是由于各个生育期内作物的生长状态不一样,基于各个生育期

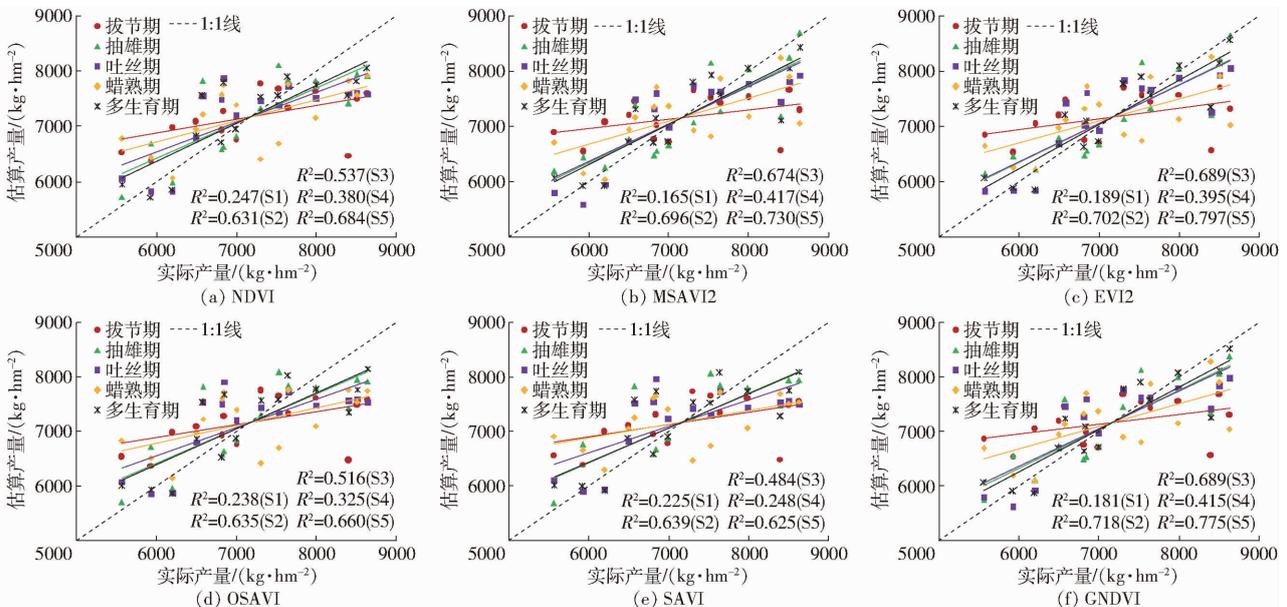


图6 基于无人机遥感4个单生育期和多生育期的植被指数估算产量和实测产量比较

Fig.6 Comparisons of maize yields as actually measured and estimated by models based on vegetation indices of four single and full growing periods from UAV remote sensing

表 3 不同生育期和全生育期土壤像元过滤前后 R^2 ($n = 15$) 对比Tab. 3 Comparison of R^2 ($n = 15$) before and after soil pixel filtration in different growth stages and whole growth stages

植被指数	拔节期		抽雄期		吐丝期		蜡熟期		多生育期	
	过滤前	过滤后								
NDVI	0.24	0.32	0.63	0.61	0.53	0.55	0.38	0.38	0.68	0.71
MSAVI2	0.16	0.30	0.69	0.71	0.67	0.68	0.41	0.39	0.73	0.88
EVI2	0.18	0.30	0.70	0.72	0.68	0.69	0.39	0.41	0.79	0.87
OSAVI	0.23	0.28	0.63	0.61	0.51	0.55	0.32	0.31	0.66	0.70
SAVI	0.22	0.27	0.63	0.63	0.48	0.52	0.24	0.26	0.62	0.68
GNDVI	0.18	0.31	0.71	0.68	0.68	0.70	0.41	0.38	0.77	0.89

表 4 不同生育期和全生育期土壤像元过滤前后 RMSE ($n = 15$) 对比Tab. 4 Comparison of RMSE ($n = 15$) before and after soil pixel filtration in different growth stages and

whole growth stages

kg/hm²

植被指数	拔节期		抽雄期		吐丝期		蜡熟期		多生育期	
	过滤前	过滤后								
NDVI	796.65	825.14	557.51	664.42	624.30	681.07	722.80	738.35	515.97	590.13
MSAVI2	838.80	763.40	505.54	491.23	523.58	512.30	700.55	715.44	476.98	314.89
EVI2	826.76	766.05	500.97	485.46	511.91	504.77	713.77	703.31	413.28	322.68
OSAVI	801.28	775.23	554.64	571.08	638.67	611.37	754.35	761.13	534.79	495.41
SAVI	808.08	782.22	551.24	557.53	659.03	631.62	796.15	786.32	561.94	517.38
GNDVI	830.65	761.29	487.20	511.83	511.57	498.89	702.18	746.25	435.13	299.35

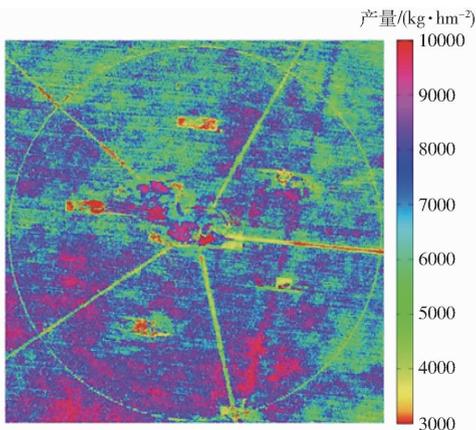


图 7 产量示意图

Fig. 7 Output diagram

构建的估产模型的精度也就存在显著差异。玉米在拔节期主要为营养生长,该时期的生长特征并不能完全反映后期产量器官的有机物质积累,因此该生育期的模型精度较低。抽雄期是夏玉米由营养生长转为生殖生长的关键时期,玉米从抽雄前 10 d 到抽雄后 25 ~ 30 d 是玉米干物质积累最快、吸肥最多的阶段,从抽雄期到吐丝期期间,玉米的生长特征直接反映作物产量器官的干物质积累,在这两个生育期之间的夏玉米单生育期的估产模型精度最高。在夏玉米成熟期,玉米的营养物质向籽粒转移,叶片中的叶绿素含量下降,基于不同波段的植被指数和作物产量的相关性下降,所以在玉米的成熟后期估产模型精度下降。

此外,本研究也针对多种植被指数构建了多元

线性回归模型,但模型的误差很大,这可能是由于模型的过拟合以及参数的多元共线性造成的。如果采用人工神经网络以及深度学习等算法,由于样本数过少,导致过拟合现象严重。同时,图 6 表明产量大部分都集中在 6 000 kg/hm² 到 8 000 kg/hm² 之间,当实测产量低于 7 200 kg/hm² 时,模型均会出现高估的现象。当实测产量高于 7 200 kg/hm² 时,模型均会出现低估现象。综上所述,本研究为了突出无人机快速、便捷的特点,折中选用了线性模型进行建模,在今后的研究中可以根据植被指数、纹理特征等参数结合实测产量构建非线性模型。

3.2 多生育期夏玉米估产模型精度

文献[35]指出,在对作物产量进行遥感估测时,遥感数据如果不是来自于决定作物产量的生育期,最终的估产模型是不准确的。作物产量是一个干物质累积的结果,单生育期的作物长势并不能很好地代表作物的产量。因此,本文考虑到作物的营养生长和生殖生长的过程,利用无人机遥感监测作物全生育期长势,基于夏玉米的生长期,对夏玉米的植被指数进行积分处理。为了凸显模型的实用性和无人机方便、快捷的特点,采用了牛顿-梯形积分和线性模型。通过对比发现,基于多生育期的作物估产模型精度高于任何一个单生育期的估产模型,基于多生育期的夏玉米估产模型不仅提高了模型的实用性,还提升了模型的机理性。在今后的工作中,可以将作物的营养生长和生殖生长分别处理,结合作

物生长机理,构建精度更高、机理性更强的估产模型。

3.3 不同植被指数的夏玉米估产模型精度

基于植被指数对作物的相关特征进行反演,是一种常用的作物监测手段。植被指数多采用差值和比值的形式,可以抵消大部分单一波段的误差,获得最佳的植被信息。其中 NDVI 使用最广,植物叶片组织对蓝光和红光辐射有强烈的吸收,但是对于近红波段具有强烈的反射作用,NDVI 采用非线性拉伸的方式增强了近红波段和红光波段反射率的对比度。在植被覆盖度比较低时能够准确指示作物的长势和生物量,但是当监测地区的植被量为高饱和状态时,NDVI 的指示能力会下降。

农田尺度的夏玉米为植被覆盖度较高的区域。文献[32]指出,当 NDVI 对植被组成和光合太阳辐射的吸收率很敏感时,应添加一个绿色植被指数,以感知叶绿素的浓度,测量光合作用的速率以及监测植物的胁迫。文献[36]研究发现,GNDVI 的估产效果要好于 NDVI、TSAVI,尤其是抽雄期到灌浆期时 GNDVI 的估产效果最佳。文献[37]研究表明,在非干旱地区,EVI2 的估产效果优于 NDVI,且对于产量差异幅度较大区域的反演效果更佳。SAVI 通过添加土壤调整系数,减弱了土壤背景对 NDVI 的影响,OSAVI 和 MSAVI2 是对 SAVI 的进一步优化,其中 MSAVI 广泛应用在作物的生长和产量的估测。文献[38]研究指出,MSAVI2 能够更好地消除土壤背景对冠层的反射率影响。以上的研究成果多基于卫星遥感数据,本研究也发现 GNDVI、EVI2、MSAVI2 在玉米生育期的模型精度较高,决定系数 R^2 在 0.87~0.89 之间,均方根误差在 300~330 kg/hm² 之

间。针对不同的作物和不同的地区,还需进一步对相关的植被指数和遥感参数进行评选和优化。

3.4 土壤像元对夏玉米估产模型的精度影响

通过阈值滤波的方式可以有效地减少土壤像元噪声对估产模型精度的影响。表 3 和表 4 显示土壤像元噪声对夏玉米拔节期和全生育期的估产精度影响显著,对于抽雄期、吐丝期和蜡熟期的影响较小,这是由于玉米在抽雄灌浆之后叶面积达到峰值,冠层的郁闭度很高,土壤像元噪声很少。在今后的工作中,可以发挥无人机的高重叠率的特点,构建作物冠层的三维立体曲面,从而将玉米的冠层结构信息结合到玉米作物的估产模型中去。

4 结束语

通过实验和数据分析,利用无人机多光谱系统建立了夏玉米估产模型,并分析了土壤像元对不同生育期估产精度的影响,同时针对玉米单生育期和多生育期分别建立估产模型,并分析其精度。研究发现:不同生育期的玉米估产模型精度存在显著差异。单生育期中,精度由高到低依次为:抽雄期、吐丝期、蜡熟期、拔节期。多生育期的估产模型精度高于单生育期的估产模型精度。对遥感数据进行土壤像元滤波处理之后,拔节期和多生育期的模型精度得到了显著提升,而抽雄期、吐丝期和蜡熟期的模型精度并没有显著变化。基于土壤像元滤波之后的多生育期,运用植被指数 GNDVI 时,估产模型的结果最优,决定系数 R^2 能够达到 0.89。故采用无人机遥感植被指数进行作物估产,可以迅速、有效地对作物的长势和产量进行估测,为规模化农业经营提供了便捷,同时也为评价用水效率提供了一种估算指标。

参 考 文 献

- [1] 陈印军,王琦琪,向雁. 我国玉米生产地位、优势与自给率分析[J]. 中国农业资源与区划,2019,40(1): 7-16. CHEN Yinjun, WANG Qiqi, XIANG Yan. Analysis on the status, superiority and self-sufficiency ratio of maize in China [J]. Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning, 2019, 40(1): 7-16. (in Chinese)
- [2] MUELLER N D, GERBER J S, JOHNSTON M, et al. Erratum: corrigendum: closing yield gaps through nutrient and water management [J]. Nature, 2013, 494(7437): 390.
- [3] NEUMANN K, VERBURG P H, STEHFEST E, et al. The yield gap of global grain production: a spatial analysis [J]. Agricultural Systems, 2010, 103(5): 316-326.
- [4] 韦海斌. 玉米产量测定方法的应用探讨[J]. 现代农业, 2013(9): 43.
- [5] DU M, NOGUCHI N. Multi-temporal monitoring of wheat growth through correlation analysis of satellite images, unmanned aerial vehicle images with ground variable [J]. IFAC-PapersOnLine, 2016, 49(16): 5-9.
- [6] 贺振,贺俊平. 基于 NOAA-NDVI 的河南省冬小麦遥感估产[J]. 干旱区资源与环境, 2013, 27(5): 46-52.
- [7] 任建强,陈仲新,周清波,等. MODIS 植被指数的美国玉米单产遥感估测[J]. 遥感学报, 2015, 19(4): 568-577. REN Jianqiang, CHEN Zhongxin, ZHOU Qingbo, et al. MODIS vegetation index data used for estimating corn yield in USA [J]. Journal of Remote Sensing, 2015, 19(4): 568-577. (in Chinese)
- [8] 王鹏新,孙辉涛,解毅,等. 基于 LAI 和 VTCI 及粒子滤波同化算法的冬小麦单产估测[J/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(4): 248-256. WANG Pengxing, SUN Huitao, JIE Yi, et al. Winter wheat yield estimation based on particle filter assimilation algorithm and remotely sensed LAI and VTCI [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(4): 248-256. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20160433&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2016.04.033. (in Chinese)
- [9] ZHANG L, ZHANG H, NIU Y, et al. Mapping maize water stress based on UAV multispectral remote sensing [J]. Remote

- Sensing, 2019, 11(6): 605.
- [10] YU N, LI L, SCHMITZ N, et al. Development of methods to improve soybean yield estimation and predict plant maturity with an unmanned aerial vehicle based platform[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 187: 91–101.
- [11] BERNI J, ZARCO-TEJADA P J, SUAREZ L, et al. Thermal and narrowband multispectral remote sensing for vegetation monitoring from an unmanned aerial vehicle[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2009, 47(3): 722–738.
- [12] ZHANG C, KOVACS J M. The application of small unmanned aerial systems for precision agriculture: a review[J]. *Precision Agriculture*, 2012, 13(6): 693–712.
- [13] CANDIAGO S, REMONDINO F, DE GIGLIO M, et al. Evaluating multispectral images and vegetation indices for precision farming applications from UAV images[J]. *Remote Sensing*, 2015, 7(4): 4026–4047.
- [14] 朱婉雪, 李仕冀, 张旭博, 等. 基于无人机遥感植被指数优选的田块尺度冬小麦估产[J]. *农业工程学报*, 2018, 34(11): 78–86.
- ZHU Wanxue, LI Shiji, ZHANG Xubo, et al. Estimation of winter wheat yield using optimal vegetation indices from unmanned aerial vehicle remote sensing[J]. *Transactions of the CSAE*, 2018, 34(11): 78–86. (in Chinese)
- [15] MUÑOZ J D, FINLEY A O, GEHL R, et al. Nonlinear hierarchical models for predicting cover crop biomass using normalized difference vegetation index[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(12): 2833–2840.
- [16] KIM M, KO J, JEONG S, et al. Monitoring canopy growth and grain yield of paddy rice in South Korea by using the GRAMI model and high spatial resolution imagery[J]. *GIScience & Remote Sensing*, 2017, 54(4): 534–551.
- [17] TEWES A, SCHELLBERG J. Towards remote estimation of radiation use efficiency in maize using UAV-based low-cost camera imagery[J]. *Agronomy-Basel*, 2018, 8(162): 2954–2972.
- [18] LUO S, WANG C, XI X, et al. Fusion of airborne LiDAR data and hyperspectral imagery for aboveground and belowground forest biomass estimation[J]. *Ecological Indicators*, 2017, 73: 378–387.
- [19] SCHIRRMANN M, HAMDORF A, GIEBEL A, et al. Regression kriging for improving crop height models fusing ultra-sonic sensing with UAV imagery[J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(7): 665.
- [20] GUO Q, SU Y, HU T, et al. An integrated UAV-borne lidar system for 3D habitat mapping in three forest ecosystems across China[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2016, 38(8–10): 2954–2972.
- [21] ZHOU X, ZHENG H B, XU X Q, et al. Predicting grain yield in rice using multi-temporal vegetation indices from UAV-based multispectral and digital imagery[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2017, 130: 246–255.
- [22] NIU Y, LIYUAN Z, ZHANG H, et al. Estimating above-ground biomass of maize using features derived from UAV-based RGB imagery[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11: 1261.
- [23] BECKER-RESHEF I, VERMOTE E, LINDEMAN M, et al. A generalized regression-based model for forecasting winter wheat yields in Kansas and Ukraine using MODIS data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(6): 1312–1323.
- [24] GUAN K, WU J, KIMBALL J S, et al. The shared and unique values of optical, fluorescence, thermal and microwave satellite data for estimating large-scale crop yields[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 199: 333–349.
- [25] SOUDANI K, FRANÇOIS C, MAIRE G, et al. Comparative analysis of IKONOS, SPOT, and ETM+ data for leaf area index estimation in temperate coniferous and deciduous forest stands[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2006, 102(1–2): 161–175.
- [26] ROOSJEN P P J, BREDE B, SUOMALAINEN J M, et al. Improved estimation of leaf area index and leaf chlorophyll content of a potato crop using multi-angle spectral data-potential of unmanned aerial vehicle imagery[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2018, 66: 14–26.
- [27] JIANG Z, HUETE A, DIDAN K, et al. Development of a two-band enhanced vegetation index without a blue band[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(10): 3833–3845.
- [28] CHEN M J. Evaluation of vegetation indices and a modified simple ratio for boreal applications[J]. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 1996, 22(3): 229–242.
- [29] RONDEAUX G, STEVEN M, BARET F. Optimization of soil-adjusted vegetation indices[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1996, 55(2): 95–107.
- [30] SCHNELL J A. Monitoring the vernal advancement and retrogradation (greenwave effect) of natural vegetation[R]. NASA/GSFCT Type Final Report, 1974.
- [31] HUETE A R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI)[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1988, 25(3): 295–309.
- [32] 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.
- [33] ZHOU J, KHOT L R, BOYDSTON R A, et al. Low altitude remote sensing technologies for crop stress monitoring: a case study on spatial and temporal monitoring of irrigated pinto bean[J]. *Precision Agriculture*, 2018, 19(3): 555–569.
- [34] 牛亚晓, 张立元, 韩文霆. 基于 Lab 颜色空间的棉花覆盖度提取方法研究[J/OL]. *农业机械学报*, 2018, 49(10): 240–249.
- NIU Yaxiao, ZHANG Liyuan, HAN Wenting. Extraction methods of cotton coverage based on Lab color space[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2018, 49(10): 240–249. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20181027&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.10.027. (in Chinese)
- [35] QADER S H, DASH J, ATKINSON P M. Forecasting wheat and barley crop production in arid and semi-arid regions using remotely sensed primary productivity and crop phenology: a case study in Iraq[J]. *Science of the Total Environment*, 2018, 613: 250–262.
- [36] SHANAHAN J F, SCHEPERS J S, FRANCIS D D, et al. Use of remote-sensing imagery to estimate corn grain yield[J]. *Agronomy Journal*, 2001, 93(3): 583.
- [37] BOLTON D K, FRIEDL M A. Forecasting crop yield using remotely sensed vegetation indices and crop phenology metrics[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2013, 173: 74–84.
- [38] 贺佳, 刘冰锋, 李军. 不同生育时期冬小麦叶面积指数高光谱遥感监测模型[J]. *农业工程学报*, 2014, 30(24): 141–150.
- HE Jia, LIU Bingfeng, LI Jun, et al. Monitoring model of leaf area index of winter wheat based on hyperspectral reflectance at different growth stages[J]. *Transactions of the CSAE*, 2014, 30(24): 141–150. (in Chinese)