

钱凤魁, 王化军, 王祥国, 等. 基于 WOFOST 模型与遥感数据同化的县级尺度玉米估产研究[J]. 沈阳农业大学学报, 2024, 55(2): 138–152.

QIAN Fengkui, WANG Huajun, WANG Xiangguo, et al. Maize yield estimation at county level based on world food studies model and remote sensing data assimilation[J]. Journal of Shenyang Agricultural University, 2024, 55(2): 138–152.

# 基于 WOFOST 模型与遥感数据同化的县级尺度玉米估产研究

钱凤魁, 王化军, 王祥国, 于远俊, 辛家侖, 顾汉龙

(沈阳农业大学 土地与环境学院/耕地立体保护与监测重点实验室/土肥资源高效利用国家工程研究中心, 沈阳 110161)

**摘要:** 区域尺度的作物生长动态监测和产量预测对于保障粮食安全和农业政策的制定具有重要参考依据。遥感数据同化应用极大提高了作物估产的时效性和精度。为及时、准确地实现县级尺度粮食产量的估测, 以及提升产量估测的精度, 以辽宁省铁岭县为研究区, 采用 WOFOST(world food studies)模型与遥感同化相结合的方法对铁岭县玉米进行估产研究。通过采用扩展傅里叶幅度敏感性检验算法(extened Fourier amplitude sensitivity test, EFAST)敏感性分析方法实现玉米估产敏感性参数的分析, 以及本地化; 通过采用参数自动率定程序 PEST(parameter estimation)实现参数的优化, 验证结果为采样点产量的平均误差为  $852.39 \text{ kg}\cdot\text{hm}^{-2}$ , 模型模拟的精度达到 92.82%。为进一步提高和优化模型估产精度, 将遥感反演得到的叶面积指数采用集合卡尔曼滤波算法与模型模拟的叶面积指数进行数据同化, 平均误差从同化前的  $852.39 \text{ kg}\cdot\text{hm}^{-2}$  降低为  $435.01 \text{ kg}\cdot\text{hm}^{-2}$ , 估产精度从 92.82% 提高到 96.33%, 有效提高了 WOFOST 模型估产的精度。结果表明: 水分对玉米的生长发育限制并不大, 其产量形成主要受光温影响, 对温度、光能利用效率和最大同化速率有关的参数具有较高的敏感性; 优化后的模型能够较好模拟铁岭县玉米生长发育情况, 产量验证表明优化后的模型模拟的效果较好, 但仍存在一定的误差; 比值植被指数与叶面积指数的相关性最高, 反演模型精度较好, 反演结果表明叶面积指数在抽雄吐丝期差距较大, 而在成熟期的差距不大; 经过作物模型与遥感数据同化之后, 估产的精度得到明显提高, 说明遥感与作物模型同化是一种有效地提高作物估产和产量预测精度的方法。

**关键词:** world food studies 模型; 遥感; 数据同化; 玉米估产; 铁岭县

中图分类号: S513.01

文章编号: 1000-1700(2024)02-0138-15

文献标识码: A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



## Maize Yield Estimation at County Level Based on World Food Studies Model and Remote Sensing Data Assimilation

QIAN Fengkui, WANG Huajun, WANG Xiangguo, YU Yuanjun,  
XIN Jiaji, GU Hanlong

(College of Land and Environment/Key Laboratory of Three-dimensional Protection and Monitoring of Cultivated Land/National Engineering Research Center for Efficient Utilization of Soil and Fertilizer Resources, Shenyang Agricultural University, Shenyang 110161, China)

**Abstract:** Dynamic monitoring of crop growth and yield forecasting at regional scale provide important references for ensuring food security and formulating agricultural policies. The application of remote sensing data assimilation significantly enhances the timeliness and accuracy of crop yield estimation. In order to timely and accurately estimate the grain yield at the county level and improve the accuracy of the yield estimate, Tieling County in Liaoning Province was selected as the research area. The world food studies (WOFOST) model combined with remote sensing data assimilation was employed to estimate maize yield in Tieling County. In this study, the extened Fourier amplitude sensitivity test (EFAST) sensitivity analysis method was utilized to analyze and locate the sensitivity parameters of maize yield estimation. The parameter estimation (PEST) parameter optimization program was adopted to optimize the parameters. The verification results

收稿日期: 2023-07-25

基金项目: 国家自然科学基金联合基金项目(U23A2053)

第一作者: 钱凤魁(1978-), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 从事土地资源利用与评价研究, E-mail: fkqian@163.com

demonstrated that the average error of yield at sampling points was  $852.39 \text{ kg}\cdot\text{hm}^{-2}$ , and the accuracy of model simulation reached 92.82%. To further improve and optimize the yield estimation accuracy of the model, the leaf area index obtained from remote sensing inversion was assimilated with the leaf area index simulated by the model using the ensemble Kalman filter algorithm. The average error decreased from  $852.39 \text{ kg}\cdot\text{hm}^{-2}$  before assimilation to  $435.01 \text{ kg}\cdot\text{hm}^{-2}$  after assimilation, and the yield estimation accuracy increased from 92.82% to 96.33%. The yield estimation accuracy of the WOFOST model was effectively improved. The results showed that the growth and development of maize were not limited by water, and the yield was mainly affected by light and temperature, and the parameters related to temperature, light use efficiency and maximum assimilation rate were highly sensitive. The optimized model can simulate the growth and development of maize in Tieling county. The yield verification shows that the optimized model has a good simulation effect, but there are still some errors. The correlation between the ratio vegetation index and the leaf area index was the highest, and the inversion model was accurate. The inversion results showed that the leaf area index had a large difference in the drawing stage, but little difference in the mature stage. After assimilation of crop model and remote sensing data, the accuracy of yield estimation was obviously improved, indicating that assimilation of remote sensing and crop model is an effective method to improve the accuracy of crop yield estimation and yield prediction.

**Key words:** world food studies model; remote sensing; data assimilation; maize yield estimation; Tieling County

农业作为基础的产业,是关系国家粮食安全的重要保障和支撑<sup>[1]</sup>。人口增加、环境恶化、水资源短缺等问题对农业生产有着重要影响,所以对作物产量估算研究已成为重要的关注问题。玉米是辽宁省主要粮食作物。玉米产量的变化直接影响到全省粮食产量的波动。目前作物产量的估算和预测方法主要分为经验统计模型、作物模型预测、作物模型和遥感耦合的产量预测3类<sup>[2]</sup>。作物模型是利用数学的方法对作物的生长及其与环境的互作进行描述<sup>[3]</sup>。作物模型基于作物生长的生理生态机制,量化天气、土壤、农田管理等环境和人为因素对作物生长的影响来模拟作物的生长发育过程<sup>[4]</sup>。目前,作物模型已经在作物产量预测<sup>[5]</sup>、田间管理决策<sup>[6]</sup>、农业生产潜力评估<sup>[7]</sup>、气候变化影响评估<sup>[8]</sup>等领域取得广泛的应用。卫星遥感能够方便快捷地获取到大区域范围的作物生长信息,极大地促进了区域作物产量的预测<sup>[9]</sup>。遥感估产主要是利用光谱波段作为自变量,使用不同波段与实测产量建立的产量预测模型<sup>[10]</sup>。目前最新的估产方法则是将遥感数据与作物模型同化进行产量预测,结合遥感和作物生长模型各自的优点,进而提高作物监测及产量估算的精度<sup>[11]</sup>。遥感与作物生长模型耦合的方法主要有3类:强迫法、参数优化法和更新法<sup>[12-13]</sup>。目前国外学者MAAS<sup>[14]</sup>通过对遥感资料进行分析,使用两种相关数据进行反演,计算得出了玉米冠层中的地面辐射量值、水分胁迫性指数,估算出玉米刚出苗时的叶面积指数(leaf area index, LAI)值。DELÉCOLLE等<sup>[15]</sup>用法国地球资源卫星数据(systeme probatoire d'observation de la terre, SPOT/HRV)数据进行反演叶面积指数,通过内插法获得LAI的变化曲线,以LAI作为模型变量提高小麦的产量精度。国内学者卓越等<sup>[16]</sup>通过使用使用Powell优化算法,将(crop environment resource synthesis, CERES-Wheat)模型与(moderate-resolution imaging spectroradiometer, MODIS)数据同化,提高了估算小麦产量的准确度。李莉等<sup>[17]</sup>使用HJ-1A/B卫星数据获得水稻的LAI,与作物模型结合,通过同化LAI有效提升估产的准确率。马靖宇等<sup>[18]</sup>以县域的单元冬小麦为对象,运用集合卡尔曼滤波算法(ensemble kalman filter, EnKF)对遥感数据校正结合WOFOST(world food studies)模型,有效地提高了作物估产精度。众多研究成果表明,作物模型和遥感在作物的生长监测和产量预测中发挥了重要的作用,但二者都还存在一定的缺陷。作物模型估产的缺点是模型自身结构存在局限性及参数的不确定性,无法充分反映作物生长的复杂性。遥感估产的缺点是仅能获取作物生长瞬时信息,不能够揭示作物与环境之间的相互作用。遥感与作物模型结合可以发挥各自的数据与算法优势,融合更丰富的信息,遥感提供的信息更加宏观和实时,作物模型体现了作物生长的机理过程,两者结合融合了空间信息、时间信息和作物信息,不仅可以扩展应用范围,还可以有效提高估算的精度。因此,本研究以铁岭县为研究区域,将高分一号遥感影像数据与WOFOST作物生长模型以叶面积指数为结合点,实现遥感与作物模型的耦合,进而进行高精度的县级尺度玉米作物估产研究。

# 1 材料与方法

## 1.1 数据来源与处理

本研究气象数据来源于铁岭县气象站,包括日照时数(h)、最高气温(°C)、最低气温(°C)、水气压(kPa)、风速(m·s<sup>-1</sup>)、降水量(mm)等,通过公式计算出模型所需的气象数据,计算公式为:

$$R_s = (a_s + b_s \frac{n}{N}) R_a \tag{1}$$

$$N = \frac{24}{\pi} \omega_s \tag{2}$$

$$R_a = 37.6dr(\omega_s \sin\varphi \cos\delta + \cos\varphi \sin\delta \omega_s) \tag{3}$$

$$dr = 1 + 0.33\cos(0.0172J) \tag{4}$$

$$\delta = 0.4209\sin(0.0172J - 1.39) \tag{5}$$

$$\omega_s = \arccos(-\tan\varphi \tan\delta) \tag{6}$$

式中: $R_s$ 为太阳辐射通量; $n$ 为日照时长; $N$ 为最大日照时数; $R_a$ 为大气上界入射辐射; $a_s$ 和 $b_s$ 为阴霾状态下的大气外太阳辐射; $\varphi$ 为测点纬度; $s$ 和 $dr$ 分别为日面中心的时角与日地距离系数; $\delta$ 为太阳赤纬; $J$ 为日序。

作物数据选取 WOFOST 模型数据库中的 MAG201 数据集作为默认参数数据;土壤数据选取 EC-3 数据集,在此基础上结合铁岭县实地采样数据,通过试验测得容重、pH 值、粒度、有机质含量等数据,并结合所得数据采用 soil water characteristics 软件转换得出田间持水量、永久萎蔫点、田间饱和含水量等模型所需参数;玉米发育期观测数据来源于铁岭县农业气象观测站。

遥感影像数据来源于辽宁省卫星中心提供的高分一号多光谱影像以及美国中分辨率成像光谱仪(moderate-resolution imaging spectroradiometer, MODIS)遥感数据。本研究使用的 MODIS-LAI 数据产品 MOD15A2H 可从地球观测系统门户网站(<http://eosps0.gsfc.nasa.gov/>)获取。利用 ArcGIS 和 ENVI 软件对遥感影像进行辐射定标、大气校正、几何校正和拼接裁剪等预处理。

## 1.2 研究区概况

本研究以辽宁省铁岭县为研究区,处于中温带亚湿润区季风型大陆性气候,热量充足,年平均光照 2 600 h,四季分明,气候温和。年平均降水量 675 mm,雨水充沛,雨热同季,是辽宁省玉米主产区,玉米种植面积 55 966 hm<sup>2</sup>,玉米产量达到 48.4 万 t。本研究在铁岭县布设 80 个旱地采样点,采集和分析了土壤容重、pH 值、粒度、有机质含量以及产量等数据,主要目的是得到作物模型所需的土壤参数数据以便实现模型的本地化。采样点分布如图 1。

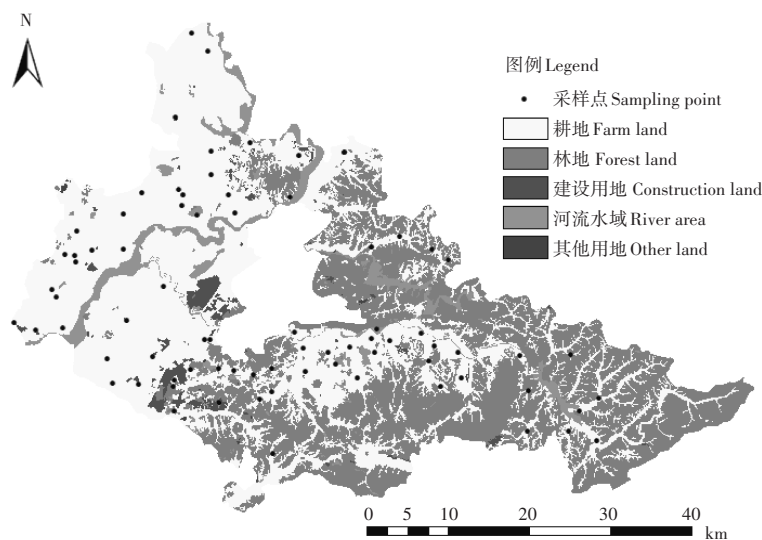


图1 铁岭县采样点分布图

Figure 1 Distribution of sampling points in Tieling County

### 1.3 研究方法

1.3.1 模型的构建方法 本研究采用由世界粮食研究中心(Center for World Food Studies, CWFS)和荷兰瓦格宁根大学开发的WOFOST(world food studies)作物生长模型来模拟铁岭县玉米生长过程,进而得到模型模拟的产量数据。该模型涵盖了作物的生长生理过程,具有通用性、解释性和机理性等特点,适用于大部分农作物。模型内置了多种作物文件,不仅适用于玉米,还适应于水稻、小麦和大豆等多种农作物。根据不同的农作物品种采用不同的作物文件并对作物参数进行相应的修改即可实现不同作物的产量估测,具有很好的适用性。本研究采用Python构建WOFOST模型的PCSE(python crop simulation environment)版本,通过文件读取器读取作物文件、土壤文件、气象文件和管理文件运行模型,模拟作物的生长过程,从而得到产量数据。

1.3.2 EFAST敏感性分析方法 研究前首先要对其关键参数进行敏感性分析<sup>[19]</sup>,采用扩展傅里叶幅度敏感性检验算法(extended Fourier amplitude sensitivity test, EFAST)对WOFOST模型进行参数敏感性分析<sup>[20]</sup>。通过该方法反映出模型的输出变量对输入参数的敏感性,从而确定敏感性参数作为研究指标。该方法原理公式为:

$$V = \sum_i V_i + \sum_{i \neq j} V_{ij} + \sum_{i \neq j \neq k} V_{ijk} + \dots + V_{12 \dots n} \quad (7)$$

式中: $V$ 为模型的总方差; $V_i$ 为一阶方差; $V_{ij}$ 为二阶方差; $V_{ijk}$ 为三阶方差。模型的总方差即为各参数的各阶方差之和。

1.3.3 PEST参数优化程序 采用参数自动率定程序(parameter estimation, PEST)进行模型参数的优化,通过迭代使构建的目标函数达到最小值,达到参数优化的效果。构建WOFOST模型多个输出变量值与实际观测值带有权重的最小二乘差异函数 $\Psi$ ,表达式为:

$$\Psi = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left\{ k_i \left[ M(t_i) - O(F, t_i) \right] \right\}^2 \quad (8)$$

式中: $F$ 为作物模型参数; $M(t_i)$ 为第*i*天的观测值; $O(F, t_i)$ 为模型第*i*天的模拟值; $k_i$ 为系数; $n$ 为观测值的个数。

1.3.4 叶面积指数反演方法 利用ENVI和ArcGIS软件进行叶面积指数的反演,利用波段运算计算得到不同的植被指数,本研究选取4种植被指数,包括归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)、差值植被指数(difference vegetation index, DVI)、比值植被指数(ratio vegetation index, RVI)和绿度植被指数(green vegetation index, GVI)这4种植被指数。其波段运算公式为:

$$NDVI = (\rho_{NIR} - \rho_R) / (\rho_{NIR} + \rho_R) \quad (9)$$

$$DVI = \rho_{NIR} - \rho_R \quad (10)$$

$$RVI = \rho_{NIR} / \rho_R \quad (11)$$

$$GVI = (\rho_{NIR} - \rho_G) / (\rho_{NIR} + \rho_G) \quad (12)$$

式中: $\rho_{NIR}$ 、 $\rho_R$ 、 $\rho_G$ 分别为近红外波段、红外波段和绿波段的反射率。

利用ArcGIS批量提取MOD15A2H中80个采样点的LAI数据,通过各模型的 $R^2$ 和RMSE,筛选出与LAI拟合度最好的模型。

1.3.5 遥感与作物模型同化方法 本研究数据同化采用集合卡尔曼滤波算法(ensemble Kalman filter, EnKF)。集合卡尔曼滤波基于蒙特卡洛的卡尔曼滤波实现,可用于极高维、非线性和非高斯状态估计问题<sup>[21]</sup>。具体公式为:

$$A^a = A + P_e (HP_e H^T + R_e)^{-1} (D - HA) \quad (13)$$

$$K = P_e H^T (HP_e H^T + R_e)^{-1} \quad (14)$$

式中: $A^a$ 为状态变量集合的分析矩阵; $A$ 为状态变量集合的预报矩阵; $D$ 为观测矩阵; $H$ 是观测算子; $P_e$ 为预报集合的协方差矩阵; $R_e$ 为观测集合的协方差矩阵; $K$ 为卡尔曼系数。在本研究中,观测矩阵为遥感LAI,预报矩阵为模型模拟LAI。

## 2 结果与分析

### 2.1 WOFOST模型参数敏感性分析

本研究利用Simlab软件进行敏感性分析,选取42个作物参数作为敏感性分析的输入参数,采用均匀分布进行取样。由于参数范围对敏感参数结果影响很小<sup>[22]</sup>,因此选择参数默认值上下波动15%作为参数取值范围(表1)。本研究分别进行WOFOST模型在水分限制生产水平和潜在生产水平两种条件下的敏感性分析,最终得到铁岭县玉米产量在两种不同生产水平下的参数敏感性分析结果(图2)。

表1 WOFOST 敏感性分析的输入参数

Table 1 Input parameters of WOFOST sensitivity analysis

参数名称 Parameters	定义 Define	单位 Unit	下限值 Lower range value	上限值 Upper range value
TDWI	初始作物总干重 Total dry weight of initial crop	kg·hm <sup>-2</sup>	42.5	57.5
LAIEM	出苗时的叶面积指数 Leaf area index at emergence		0.041 106	0.055 614
RGRLAI	叶面积指数最大增长率 Maximum relative increase in leaf area index	hm <sup>2</sup> ·(hm <sup>2</sup> ·d) <sup>-1</sup>	0.024 99	0.033 81
SLATB <sub>0</sub>	生育期为0时的比叶面积 Specific leaf area when the growth period is 0	hm <sup>2</sup> ·kg <sup>-1</sup>	0.002 21	0.002 99
SLATB <sub>2.0</sub>	生育期为2时的比叶面积 Specific leaf area when the growth period is 2	hm <sup>2</sup> ·kg <sup>-1</sup>	0.001 02	0.001 38
SPAN	在35℃时叶面积的生命周期 Life cycle of leaf area at 35℃	d	28.05	37.95
TBASE	叶龄的低温阈值 Low temperature threshold of leaf age	℃	8.5	11.5
KDIFTB	可见光散射消光系数 Visible light scattering extinction coefficient		0.51	0.69
EFFTB	单叶片最大光能利用率 Maximum light energy utilization rate of single blade		0.382 5	0.517 5
AMAXTB <sub>0</sub>	生育期为0时单叶最大CO <sub>2</sub> 同化速率 The maximum CO <sub>2</sub> assimilation rate of single leaf when the growth period is 0	kg·(hm <sup>2</sup> ·h) <sup>-1</sup>	59.5	80.5
AMAXTB <sub>1.5</sub>	生育期为1.5时单叶最大CO <sub>2</sub> 同化速率 The maximum CO <sub>2</sub> assimilation rate of single leaf when the growth period is 1.5	kg·(hm <sup>2</sup> ·h) <sup>-1</sup>	53.55	72.45
AMAXT B <sub>1.75</sub>	生育期为1.75时单叶最大CO <sub>2</sub> 同化速率 The maximum CO <sub>2</sub> assimilation rate of single leaf when the growth period is 1.75	kg·(hm <sup>2</sup> ·h) <sup>-1</sup>	41.65	56.35
AMAXTB <sub>2.0</sub>	生育期为2时单叶最大CO <sub>2</sub> 同化速率 The maximum CO <sub>2</sub> assimilation rate of single leaf when the growth period is 2	kg·(hm <sup>2</sup> ·h) <sup>-1</sup>	17.85	24.15
TMPFTB <sub>0</sub>	最大光合速率在0℃时校正因子 The maximum photosynthetic rate was adjusted at 0℃		0.008 5	0.011 5
TMPFTB <sub>9</sub>	最大光合速率在9℃时校正因子 The maximum photosynthetic rate was adjusted at 9℃		0.042 5	0.057 5
TMPFTB <sub>16</sub>	最大光合速率在16℃时校正因子 The maximum photosynthetic rate was adjusted at 16℃		0.68	0.92
TMPFTB <sub>30</sub>	最大光合速率在30℃时校正因子 The maximum photosynthetic rate was adjusted at 30℃		0.85	1.15
TMNFTB	总同化速率低温校正因子 Total assimilation rate low temperature correction factor		0.85	1.15
CVL	叶片同化物转换效率 Leaf assimilate conversion efficiency		0.578	0.782
CVO	储存器官同化物转换效率 Storage organ assimilation conversion efficiency		0.570 35	0.771 65
CVR	根同化物转换效率 Root assimilate conversion efficiency		0.586 5	0.793 5
CVS	茎同化物转换效率 Stem assimilate conversion efficiency		0.559 3	0.756 7
Q <sub>10</sub>	温度增加10℃,呼吸速率相对改变量 When the temperature increases by 10℃, the respiratory rate changes relative		1.7	2.3

续表

参数名称 Parameters	定义 Define	单位 Unit	下限值 Lower range value	上限值 Upper range value
RML	叶片的维持呼吸速率 Maintenance respiration rate of leaves	$\text{kg}\cdot(\text{kg}\cdot\text{d})^{-1}$	0.025 5	0.034 5
RMO	储存器官的维持呼吸速率 Maintenance respiration rate of the storage organ	$\text{kg}\cdot(\text{kg}\cdot\text{d})^{-1}$	0.008 5	0.011 5
RMR	根的维持呼吸速率 Root maintenance respiration rate	$\text{kg}\cdot(\text{kg}\cdot\text{d})^{-1}$	0.012 75	0.017 25
RMS	茎的维持呼吸速率 Stem maintenance respiration rate	$\text{kg}\cdot(\text{kg}\cdot\text{d})^{-1}$	0.012 75	0.017 25
FRTB <sub>0</sub>	生育期为0时根干物质分配系数 Fraction of total dry matter increase partitioned to roots as a function of development stage in growth 0		0.34	0.46
FRTB <sub>0.4</sub>	生育期为0.4时根干物质分配系数 Fraction of total dry matter increase partitioned to roots as a function of development stage in growth 0.4		0.229 5	0.310 5
FRTB <sub>0.7</sub>	生育期为0.7时根干物质分配系数 Fraction of total dry matter increase partitioned to roots as a function of development stage in growth 0.7		0.127 5	0.172 5
FRTB <sub>0.9</sub>	生育期为0.9时根干物质分配系数 Fraction of total dry matter increase partitioned to roots as a function of development stage in growth 0.9		0.051	0.069
FLTB <sub>0</sub>	生育期为0时叶干物质分配系数 Fraction of above ground dry matter increase partitioned to leaves as a function of development stage in growth 0		0.527	0.713
FLTB <sub>0.88</sub>	生育期为0.88时叶干物质分配系数 Fraction of above ground dry matter increase partitioned to leaves as a function of development stage in growth 0.88		0.127 5	0.172 5
FLTB <sub>1.1</sub>	生育期为1.1时叶干物质分配系数 Fraction of above ground dry matter increase partitioned to leaves as a function of development stage in growth 1.1		0.085	0.115
PERDL	水分限制时叶片的相对死亡率 Relative mortality of leaves under water restriction	$\text{kg}\cdot(\text{kg}\cdot\text{d})^{-1}$	0.025 5	0.034 5
RDRRTB <sub>1.5</sub>	生育期为1.5时根的死亡率 The mortality rate at 1.5 reproductive period	$\text{kg}\cdot(\text{kg}\cdot\text{d})^{-1}$	0.017	0.023
RDRRTB <sub>2.0</sub>	生育期为2.0时根的死亡率 The mortality rate at 2.0 reproductive period	$\text{kg}\cdot(\text{kg}\cdot\text{d})^{-1}$	0.017	0.023
RDRSTB <sub>1.5</sub>	生育期为1.5时茎的死亡率 Stem mortality at 1.5 growth period	$\text{kg}\cdot(\text{kg}\cdot\text{d})^{-1}$	0.017	0.023
RDRSTB <sub>2.0</sub>	生育期为2.0时茎的死亡率 Stem mortality at 2.0 growth period	$\text{kg}\cdot(\text{kg}\cdot\text{d})^{-1}$	0.017	0.023
RDI	初始根长 Initial rooting depth at emergence	cm	8.5	11.5
RRI	根深日最大增长率 Daily increase in rooting depth	$\text{cm}\cdot\text{d}^{-1}$	1.87	2.53
RDMCR	最大根深 Daily increase in rooting depth	cm	85	115

参考已有研究经验,将参数敏感性指数大于或等于0.1作为界定主要敏感参数的标准<sup>[23]</sup>,选取大于或等于0.1的参数作为敏感参数。在WOFOST模型中,选用全局敏感性指数进行分析(图2),在水分限制生产水平条件下,主要敏感参数分别为SLATB<sub>0</sub>、SPAN、EFFTB、AMAXTB<sub>1.75</sub>、TMNFTB、CVL、FLTB<sub>0</sub>、FLTB<sub>0.88</sub>和RDI,其中敏感性最高的为TMNFTB,全局敏感性指数为0.62。TMNFTB表示温度低于基温时作物干物质积累速率的校正系数,该系数反映低温条件下作物干物质积累速率的下降程度。铁岭县春季气温较低,导致该参数敏感性较高。潜在生产水平下的敏感参数为SLATB<sub>0</sub>、SPAN、EFFTB、AMAXTB<sub>1.75</sub>、TMNFTB、CVL、FLTB<sub>0</sub>和FLTB<sub>0.88</sub>,其中敏感性最高的参数仍然为TMNFTB,其全局敏感性指数为0.78。当水分充足或水分胁迫较小时,作物产量形成主要受光温影响,因此在低温或高温下产量对光能利用效率和最大同化速率有较高的敏感性。对本研究中WOFOST模型在潜在生产水平和水分限制生产水平下的敏感性参数进行比对分析发现,与潜在生产水平相比,水分限制条件下新增一个RDI参数。RDI初始根长表示作物根系的深度和发育情况,是反映作物根系发育动态的重要参数,RDI与作物获取利用水分能力密切相关,因此在水分限制条件下RDI的敏感性较高,其余敏感参

数则保持一致。这说明两种模拟条件下的敏感参数差异并不显著,水分没有对玉米的生长发育起到太大的限制作用,可以通过改变初始根长的值来抵消水分的限制。参数数值范围、研究尺度、模拟气候条件及外界管理措施的差异都可能导致WOFOST模型敏感参数的变化,这也说明了在特定操作环境下运用模型之前进行敏感性分析的重要性<sup>[24]</sup>。

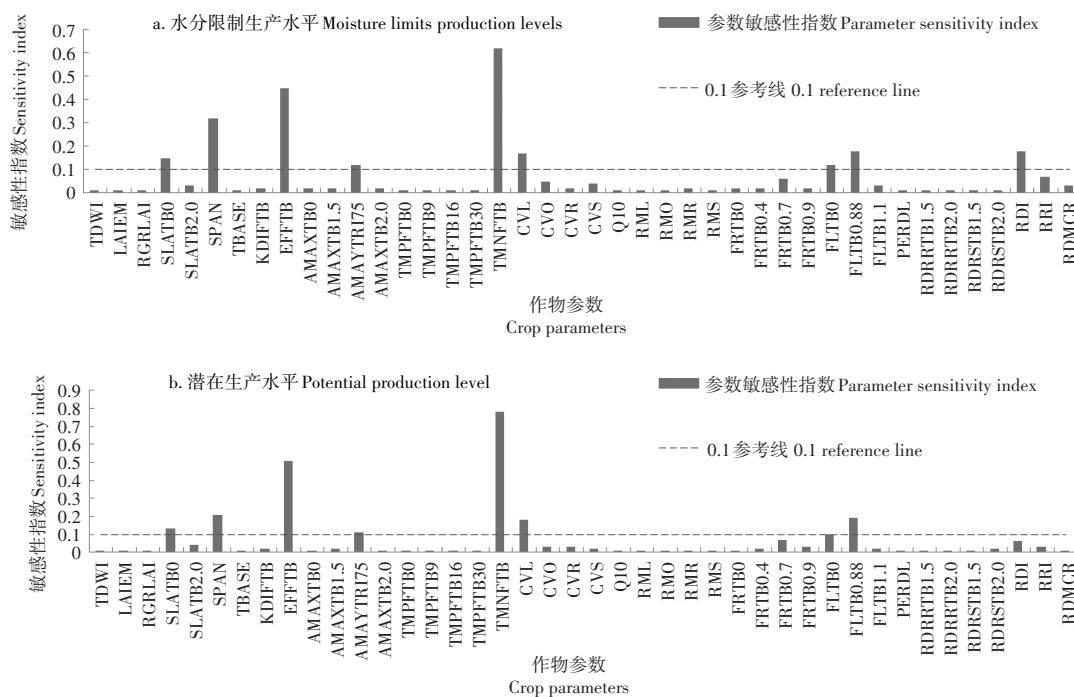


图2 玉米参数敏感性分析结果

Figure 2 Sensitivity analysis results of maize parameters

## 2.2 WOFOST模型本地化及参数优化

气象参数的本地化主要利用铁岭县气象站提供的基础数据,计算模型所需的风速、水汽压和太阳辐射等气象参数数据<sup>[25]</sup>,实现气象数据的本地化;土壤参数本地化主要通过铁岭县80个土壤采样点实验分析获取,将参数取值代入模型实现本地化;作物参数的本地化及优化通过查找文献以及选用数据集默认值实现模型作物参数的本地化,利用PEST优化程序将需要率定的参数名、初始值、上下限、所属参数组列于文件中,通过PEST自动寻优算法多次优化后得到参数取值(表2)。

优化后的参数取值更加接近铁岭县玉米的真实情况,其中有效积温由实测数据计算得出,不参与实际调参,TSUM1取值为 $820\text{ }^{\circ}\text{C}\cdot\text{d}^{-1}$ ,TSUM2取值为 $780\text{ }^{\circ}\text{C}\cdot\text{d}^{-1}$ ;SLATB<sub>0</sub>为生育期为0时的比叶面积,反映单位叶面积对应的叶片质量,是描述叶片厚度和密度的指标,准确取值有助于提高模型模拟精度,本研究经过优化取值为 $0.0029\text{ }^{\text{hm}^2}\cdot\text{kg}^{-1}$ ;SPAN为 $35\text{ }^{\circ}\text{C}$ 时叶面积的生命周期,在 $35\text{ }^{\circ}\text{C}$ 下植物叶面积发育会加速,同时也会加速老化,整个生命周期会缩短,本研究取值为42 d;EFFTB为单叶片最大光能利用率,它反映叶片在温度、CO<sub>2</sub>浓度适宜条件下的光合潜力,是模型光合作用模块的重要输入参数之一,本研究优化后取值为0.45;AMAXTB<sub>1.75</sub>为生育期为1.75时单叶最大CO<sub>2</sub>同化速率,即作物单叶最大光合作用速率,反映作物叶片在温度、水分适宜条件下的光合潜力,是控制光合作用的重要参数,本研究优化后取值为 $48\text{ }^{\text{kg}}\cdot(\text{hm}^2\cdot\text{h})^{-1}$ ;TMNFTB表示温度低于基温时作物干物质积累速率的校正系数,优化后取值为1;CVL为叶片同化物转换效率,是一项温度响应函数,用来模拟温度对叶片生长速率的影响,范围为0~1,本研究取值为0.68;FLTB<sub>0</sub>和FLTB<sub>0.88</sub>分别为生育期为0和0.88时叶干物质分配系数,它表示在植株总干物质积累量中分配到叶片的比例,0表示没有分配,1表示全部分配到叶片,本研究分别取值0.62和0.15。作物生长发育的关键时期及其对应时段的确定,以及优化后模型模拟值与观测值的吻合度,都是判断结果可靠性的关键性指标。

为验证优化后模型的精度,本研究将优化后的参数输入模型,基于田间观测数据和模型模拟数据,

表2 WOFOST模型优化后主要作物参数取值

Table 2 Parameter values of main crops after WOFOST model optimization

参数名称 Parameters	定义 Define	单位 Unit	取值 Value
TBASEM	保证出苗的最低温度 Lower threshold temperature for emergence	°C	10
TEFFMX	保证出苗的最高温度 Maximum effective temperature for emergence	°C	35
TSUMEM	播种-出苗的有效积温 Maximum effective temperature for emergence	°C·d <sup>-1</sup>	84
TSUM1	出苗-开花的有效积温 Temperature sum from emergence to anthesis	°C·d <sup>-1</sup>	820
TSUM2	开花-成熟的有效积温 Temperature sum from anthesis to maturity	°C·d <sup>-1</sup>	780
SLATB <sub>0</sub>	生育期为0时的比叶面积 Specific leaf area when the growth period is 0	hm <sup>2</sup> ·kg <sup>-1</sup>	0.002 9
SPAN	在35 °C时叶面积的生命周期 Life cycle of leaf area at 35 °C	d	42
EFFTB	单叶片最大光能利用率 Maximum light energy utilization rate of single blade		0.45
AMAXTB <sub>1.75</sub>	生育期为1.75时单叶最大CO <sub>2</sub> 同化速率 The maximum CO <sub>2</sub> assimilation rate of single leaf when the growth period is 1.75	kg·(hm <sup>2</sup> ·h) <sup>-1</sup>	48
TMNFTB	总同化速率低温校正因子 Total assimilation rate low temperature correction factor		1
CVL	叶片同化物转换效率 Leaf assimilate conversion efficiency		0.68
CVO	储存器官同化物转换效率 Storage organ assimilation conversion efficiency		0.7
CVR	根同化物转换效率 Root assimilate conversion efficiency		0.69
CVS	茎同化物转换效率 Stem assimilate conversion efficiency		0.64
FLTB <sub>0</sub>	生育期为0时叶干物质分配系数 Fraction of above ground dry matter increase partitioned to leaves as a function of development stage in growth 0		0.62
FLTB <sub>0.88</sub>	生育期为0.88时叶干物质分配系数 Fraction of above ground dry matter increase partitioned to leaves as a function of development stage in growth 0.88		0.15
RDI	初始根长 Initial rooting depth at emergence	cm	10
RGRLAI	叶面积指数最大增长率 Maximum relative increase in leaf area index	hm <sup>2</sup> ·(hm <sup>2</sup> ·d) <sup>-1</sup>	0.029 4
TDWI	初始作物总干重 Total dry weight of initial crop	kg·hm <sup>-2</sup>	50
LAIEM	出苗时的叶面积指数 Leaf area index at emergence		0.006 2
RRI	根深日最大增长率 Daily increase in rooting depth	cm·d <sup>-1</sup>	2.2
RML	叶片的维持呼吸速率 Maintenance respiration rate of leaves	kg·(kg·d) <sup>-1</sup>	0.03
RMO	储存器官的维持呼吸速率 Maintenance respiration rate of the storage organ	kg·(kg·d) <sup>-1</sup>	0.01
RMR	根的维持呼吸速率 Root maintenance respiration rate	kg·(kg·d) <sup>-1</sup>	0.015
RMS	茎的维持呼吸速率 Stem maintenance respiration rate	kg·(kg·d) <sup>-1</sup>	0.015

对80个采样点随机抽取10个采样点进行校准分析,分析结果如表3。由表3可知,优化后的WOFOST模型能够较好地模拟铁岭县玉米的生育期。模型在随机抽取的10个采样点的开花期和成熟期的校准误差均不超过3 d,开花期的平均误差为0.9 d,其中误差最大的是15号、21号和50号采样点,误差都为2 d。成熟期平均误差为1.4 d,其中误差最大的是15号和21号采样点,误差都为3 d。40号和73号采样点在开花期和成熟期的误差都为0,说明这两个采样点的模拟效果好。从结果可以看出,成熟期的误差大于开花期误差。这表明,随着模型模拟作物生长进程的推进,误差也在不断增加。

生育期误差也会导致最终产量结果的误差,为进一步验证模型优化的结果,产量结果校准的分析

表3 采样点开花期与成熟期的验证

Table 3 Verification of anthesis date and maturie data of sampling points

采样点号 Sampling point	开花日期/mm-dd Anthesis date	模拟开花日期/mm-dd Simulated anthesis date	开花日期误差 Anthesis date error	成熟日期/mm-dd Maturity date	模拟成熟日期/mm-dd Simulated maturity date	成熟日期误差 Maturity date error
2	07-21	07-21	0	09-25	09-25	1
7	07-21	07-20	-1	09-25	09-24	-1
15	07-21	07-19	-2	09-25	09-22	-3
21	07-21	07-23	2	09-24	09-27	3
34	07-20	07-20	0	09-24	09-23	-1
40	07-21	07-21	0	09-25	09-25	0
50	07-20	07-22	2	09-24	09-26	2
69	07-20	07-21	1	09-24	09-25	1
73	07-21	07-21	0	09-25	09-25	0
77	07-19	07-20	-1	09-23	09-25	2

如图3。由图3可知,大部分采样点的产量模拟值略低于实测值,对于随机抽取的10个采样点中,仅21号采样点的模拟值大于实测值,其余9个采样点均为模拟值小于实测值,10个采样点中误差最小的是40号采样点,模拟值与实测值之间的误差为201.20 kg·hm<sup>-2</sup>,误差最大的是15号采样点,模拟值与实测值之间的误差为757.91 kg·hm<sup>-2</sup>,10个采样点的平均误差为408.79 kg·hm<sup>-2</sup>。这与之前的生育期误差分析相一致,产量误差最小的40号采样点的开花期和成熟期的误差都为0 d,产量误差最大的15号采样点的开花期误差为2 d,成熟期误差为3 d,这充分证明了模拟过程中生育期的误差会导致最终产量结果的误差。导致模拟值普遍小于实测值的原因可能是因为对于施肥量的不确定,设定的施肥量小于实际值,导致土壤中氮、磷、钾及有机质的含量偏低,从而使得模拟值偏低。

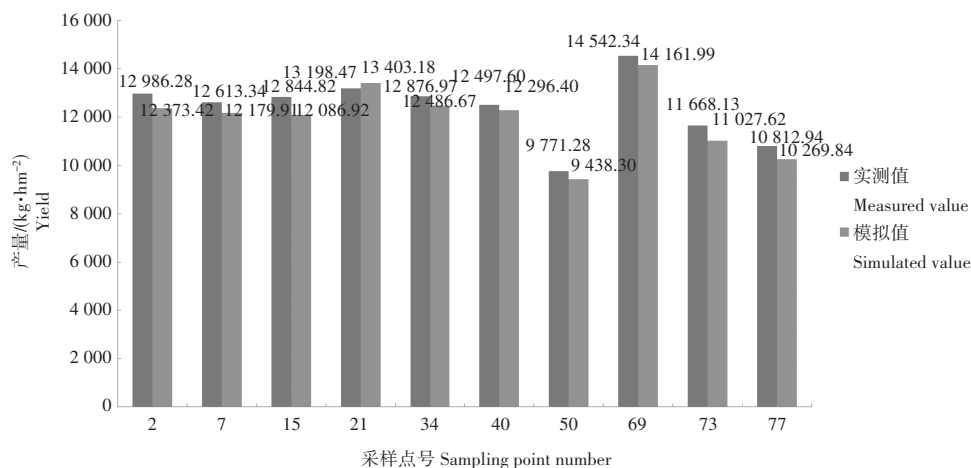


图3 产量校准结果

Figure 3 Yield calibration result

只对部分采样点进行分析不足以验证模型的精度,因此对全部采样点进行误差分析,分析结果如图4。由图4可知,整体模拟结果较好,大部分采样点模拟值与实测值相差不大,仅有部分采样点存在较大差异,线性回归方程为 $y=0.9588x-360.46$ ,斜率小于1,说明整体上模拟产量要小于实测产量,全部采样点验证结果 $R^2$ 为0.7776, RMSE为613.43 kg·hm<sup>-2</sup>,模型模拟全部采样点平均产量为11015.24 kg·hm<sup>-2</sup>,全部采样点实测平均产量为11867.63 kg·hm<sup>-2</sup>,平均误差852.39 kg·hm<sup>-2</sup>,模型模拟的精度达到92.82%,说明模型模拟的效果较好,但仍存在一定误差,图中几个差异明显较大的点可能是因为实测产量出现了误差,后续将对实测产量数据进行校准,模型误差的原因可能是仅设置模型初始值,未在

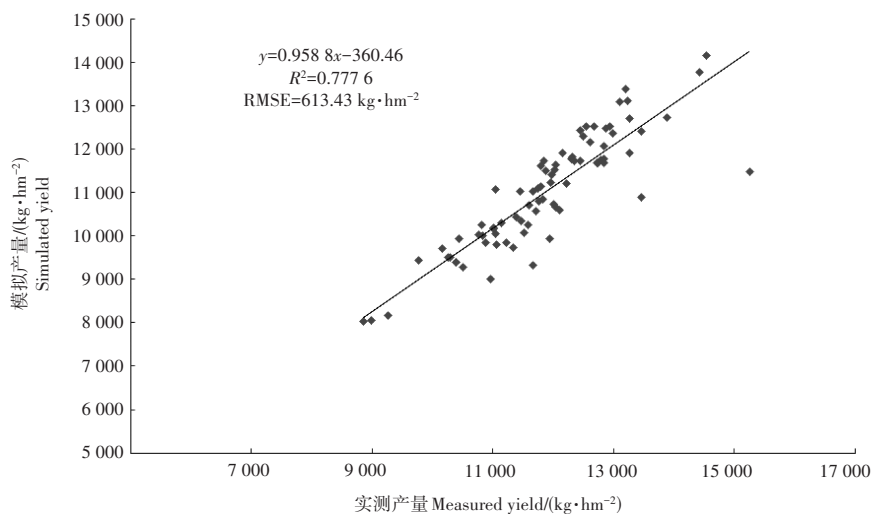


图4 产量验证结果

Figure 4 Yield verification result

模拟过程中进行实时纠正与校准,模型中有许多参数具有时间变化性,其参数的取值会随着玉米的生长发育而变化。前文也证明模型模拟误差具有累积特点。为提高模型模拟的精度,本研究将以叶面积指数为结合点,将实时遥感数据反演得到的叶面积指数与模型模拟过程中的叶面积指数进行同化,对模型的模拟过程进行实时校准,从而提高产量估算的精度。

### 2.3 叶面积指数的遥感反演

本研究基于高分一号多光谱遥感数据,利用ENVI软件通过波段运算反演出各种植被指数,植被指数类型众多,因此合理、有效地筛选出与叶面积指数相关性较大的植被指数可以极大地提高反演的效率,本研究综合考虑各种植被指数后选取了归一化植被指数(*NDVI*)、差值植被指数(*DVI*)、比值植被指数(*RVI*)和绿度植被指数(*GVI*)这4种植被指数,归一化植被指数主要与植被的覆盖率息息相关,当植被生长的茂盛繁密且绿叶较多时,该指数的敏感度就变得比较低;差值植被指数主要与种植植被的土壤环境有关,且极其敏感,其对植被的敏感度也取决于植被生长的茂盛程度,有利于用来监测植被生态环境的变化;比值植被指数敏感程度与前两种相反,当植被的覆盖度只要低于一半时或受到大气影响时,敏感度就会大大降低,用于植被覆盖变化的监测、生物量与产量的估算具有一定优势。因此在处理影像时必须进行大气校正,这样才能保证得到的图像与真实地物接近;绿度植被指数是一种用于评估植被覆盖度和活力的遥感指数,可以定量监测植被生长状况和盖度变化,广泛用于农业遥感监测。其余植被指数虽然也能够反映作物的生长发育情况,但与叶面积指数相关性不高。采用半经验方法将4种植被指数分别与MODIS LAI数据构建回归模型,因为玉米不同生长发育时期叶面积指数相差较大,因此分别选取铁岭县玉米的抽雄吐丝期(7月25日)和成熟期(9月25日)两个典型代表时期进行研究,回归结果如图5。由图5和表4可知,4种植被指数与叶面积指数均呈线性关系,玉米的抽雄吐丝期和成熟期中,比值植被指数*RVI*的 $R^2$ 均较高,RMSE较低, $R^2$ 分别为0.747和0.776 2, RMSE分别为0.471 4和0.121 9,说明比值植被指数和叶面积指数的线性关系较好,因此选择采用比值植被指数反演叶面积指数,*RVI*在一定程度上可以减小大气散射和土壤反射的影响,对中等至高植被覆盖度更加敏感,能很好地反映植被生长状况的变化,用于植被覆盖变化的监测、生物量与产量的估算具有一定优势<sup>[26]</sup>。将最优线性回归方程作为反演模型,最终确定的反演模型如表4。

将80个采样点数据分为两部分,其中50个点的LAI用来与植被指数构建模型,剩余30个采样点对反演模型进行精度检验,不仅可以避免出现过度拟合现象,还可以客观地评估模型的预测精度,检验结果如图6。由图6可知,基于比值植被指数与MODIS LAI数据构建的叶面积指数反演模型精度较高,在两个典型生长时期的 $R^2$ 均大于0.8,其中抽雄吐丝期反演模型的 $R^2$ 为0.807,成熟期反演模型的 $R^2$ 为0.839 9,可以利用该模型进行叶面积指数的反演。

利用构建的反演模型获得的叶面积指数在玉米抽雄吐丝期和成熟期的取值和空间分布分别如图7和图8。由图7可知,不同时期的叶面积指数变化较大,铁岭县玉米在出苗后叶面积指数开始增加,在7月下旬和8月上旬时叶面积指数达到最大,之后叶面积指数开始下降,9月下旬叶面积指数逐渐趋近于0。通过对比发现采样点LAI值在抽雄吐丝期差距较大,而在成熟期的差距不大,采样点玉米抽雄吐丝期平均叶面积指数为6.3,最大值为8.8,最小值为4.7,极差为4.1;成熟期平均叶面积指数为1.02,最大值1.8,最小值0.6,极差为1.2。由图8可知,玉米抽雄吐丝期铁岭县西北部和南部叶面积指数较大,中部叶面积指数较小,原因是中部靠近城区,耕地面积较小,成熟期铁岭县东部叶面积指数较大,原因是东部为山地区,山地种植乔木,叶片生命周期较长,导致铁岭县东部山地区叶面积指数偏大。成熟期其余地区叶面积指数都较小,因为成熟期叶片枯黄甚至枯萎,叶面积指数急剧减小。铁岭县玉米种植面积最大,但仍有部分地区种植水稻,玉米与水稻的叶面积指数特征不同,会影响铁岭县叶面积指数的分布。本研究利用MODIS LAI数据与高分一号影像数据构建回归模型来反演叶面积指数而不直接利用MODIS LAI数据进行同化是因为MODIS LAI数据分辨率较低,其空间分辨率为1 km,时间分辨率为8 d。而高分一号遥感影像的空间分辨率为2 m,时间分辨率为4 d,分辨率远高于MODIS LAI数据,采用将二者构建回归模型的方法进行叶面积指数的反演,能够有效提高叶面积指数的反演精度。

### 2.4 遥感与作物模型同化的玉米产量估测

本研究将铁岭县玉米不同生长发育期的遥感反演LAI值与模型模拟LAI值进行同化,其基本思想是将反演LAI值和模型模拟LAI值进行比较,计算其差异,然后调整模型中控制叶面积指数的方程参数,使模型输出的LAI值更加接近真实值,将输出的LAI值又作为输入值继续进行作物生长过程的模拟,从而实现模型状态的修正与遥感数据的同化,同化结果如图9。由图9可知,经过遥感反演叶面积指数数据同化之后,铁岭县玉米整个生长发育过程的叶面积指数都有不同程度的提升,其中6月24日-8月15日之间的叶面积指数提高较多,同化之前叶面积指数在7月15日达到最大值,叶面积指数为6.43,同化之后叶面积指数在8月3日达到最大值,叶面积指数高达7.51,相比于同化前,叶面积指

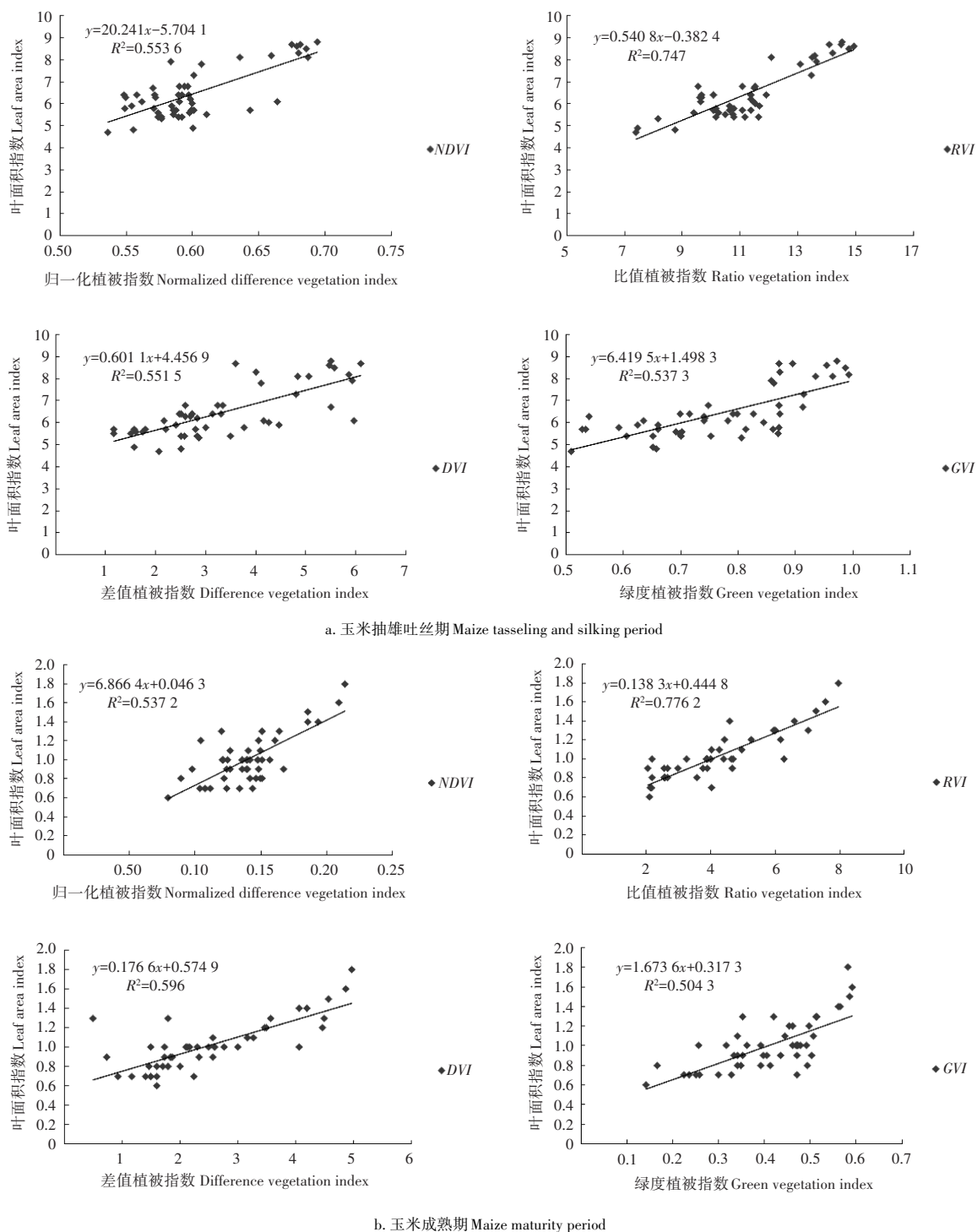


图5 不同植被指数与叶面积指数线性回归结果图

Figure 5 Linear regression results of different vegetation index and leaf area index

数达峰推迟 19 d,峰值提高 1.08。同化之后的叶面积指数变化更加符合实际情况,产量也更加接近真实值。同化前 LAI 值较低是因为 WOFOST 模型对光合作用和呼吸作用的描述较简单,忽略一些影响

表4 玉米抽雄吐丝期和成熟期最优模型

Table 4 Optimal models for tasseling and silking period and maturity period of maize

玉米生育期 Maize childbearing period	最优模型 Optimal model	R <sup>2</sup>	RMSE
玉米抽雄吐丝期 Maize tasseling and silking period	$y=0.5408x+0.3824$	0.747	0.4714
玉米成熟期 Maize maturity period	$y=0.1383x+0.4448$	0.776	0.1219

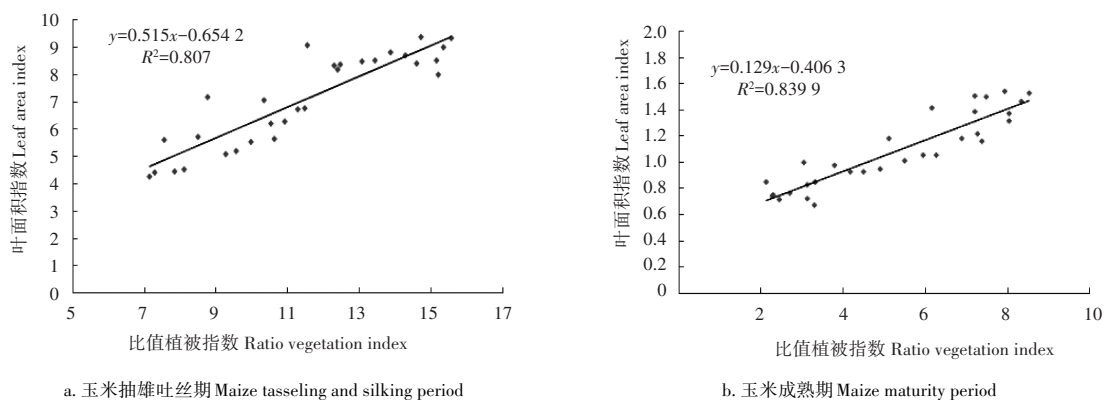


图6 模型精度检验

Figure 6 Model accuracy check

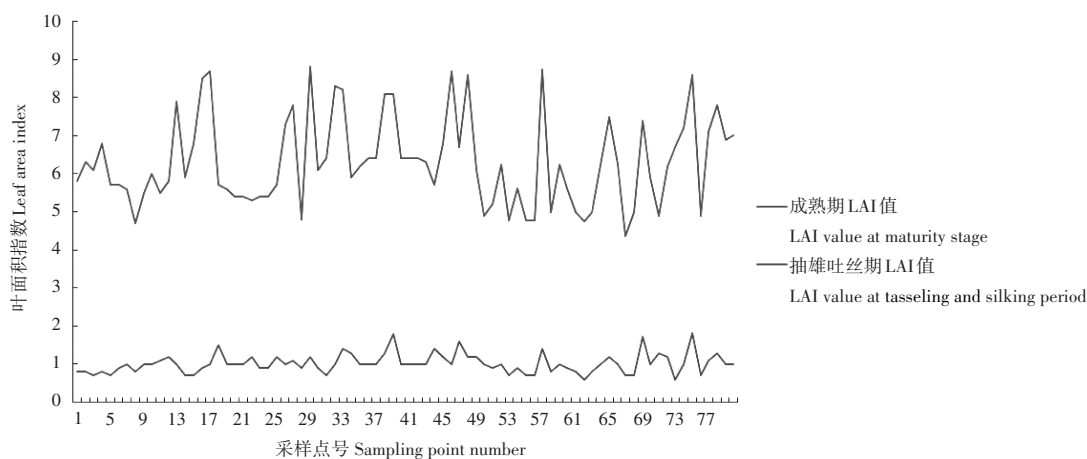


图7 叶面积指数取值

Figure 7 Leaf area index value

a. 玉米抽雄吐丝期 Maize tasseling and silking period

b. 玉米成熟期 Maize maturity period

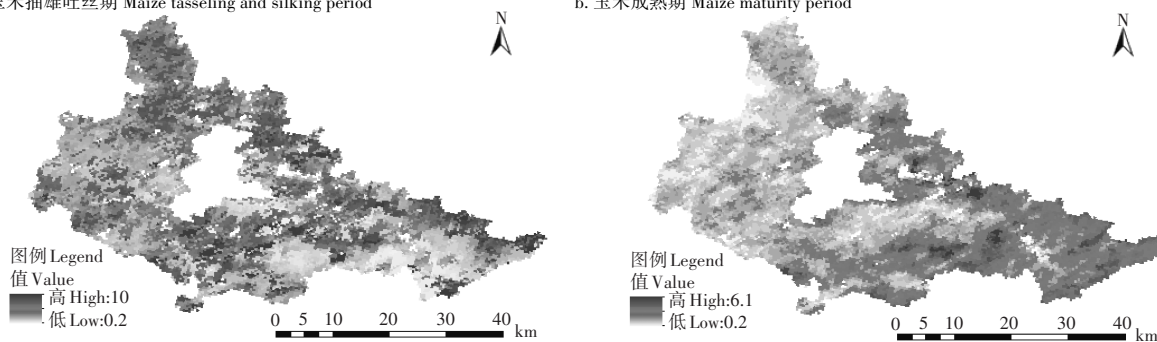


图8 叶面积指数分布

Figure 8 Leaf area index distribution

叶面积指数的生理过程,导致叶面积指数的模拟值偏小。例如,WOFOST模型未考虑二氧化碳浓度对光合作用的影响,这会导致光合速率的高估和叶面积指数的低估。还有一个重要因素是WOFOST模型可采用定点站点驱动和网格数据集驱动两种方式,本研究选用定点站点驱动,其中气象数据来源于铁岭县气象站,该县只有一个一级气象站,采用一个站点的数据覆盖整个铁岭县研究区,使得80个采样点的气象数据是相同的,但实际上一个站点的数据并不能代表区域特征,县域的气象差异也是一个影响因素,因为定点数据无法充分代表研究区域的异质性,忽略了空间差异性,利用遥感反演叶面积指数与模型模拟叶面积指数进行数据同化,不仅可以实现叶面积指数的空间差异性,还能实现对模型模拟过程的实时校正,使其更加符合作物真实的生长发育过程。

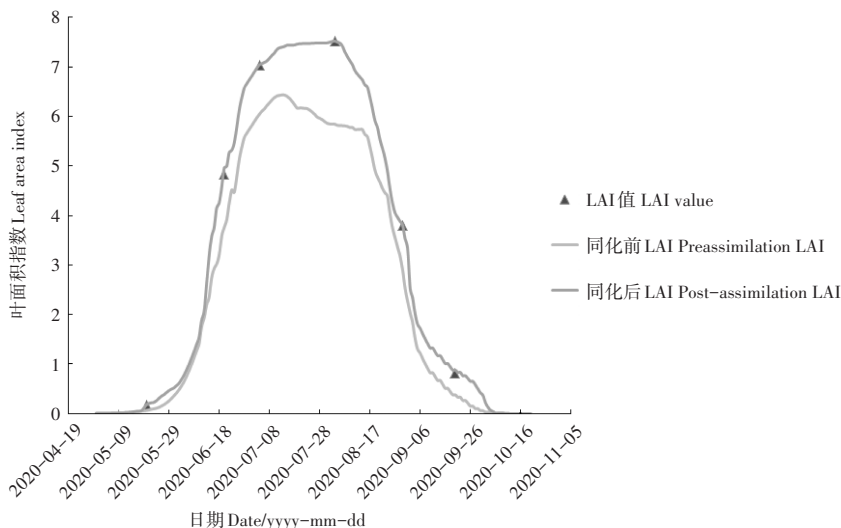


图9 叶面积指数同化结果

Figure 9 Leaf area index assimilation results

数据同化之后产量也得到了相应的提高,同化后的产量结果如图10。由图10可知,同化之后的模拟产量因叶面积指数的增加而增加,使得模拟结果更加接近实测产量, $R^2$ 从同化前的0.778提高到0.907, RMSE从之前的 $613.43 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ 降到 $385.63 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ , $R^2$ 更接近于1,均方根误差更小,线性回归方程的斜率也更接近于1,表明估产的精度更高。同化后采样点模拟平均产量为 $11\,432.62 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ ,采样点实测平均产量为 $11\,867.63 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ ,平均误差为 $435.01 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ ,精度达到96.33%,精度相比于同化之前的92.82%提高3.51%。研究表明,遥感与作物模型同化是一种有效的作物估产和产量预测方法<sup>[27]</sup>,WOFOST作物模型作为一个基于过程的模型,其中涉及的许多参数具有时间特性,采用实时数据对模型过程变量的校准非常重要,经遥感数据反演实时叶面积指数与模型模拟叶面积指数同化之后,估产精度得到明显提升。

### 2.5 玉米产量影响因素分析

本研究参数敏感性结果显示,与温度和光能利用效率有关的参数具有较高的敏感性。这表明温度和光照是影响玉米产量的重要因素。光照是驱动玉米光合作用的主要因素,光照不足会直接降低产量;温度是影响玉米生长发育的重要因素,高温会加速发育进程,低温则会延缓生育。从敏感性分析结果中可以得出水分没有对玉米的生长发育起到太大的限制作用,因为玉米是较为耐旱的作物且

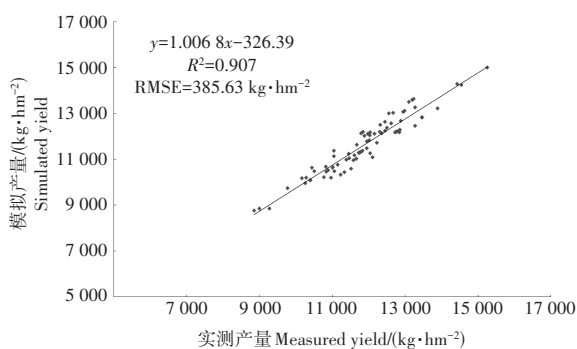


图10 同化后产量验证结果

Figure 10 Yield verification results after assimilation

生长期雨热同季,但过度干旱同样会影响玉米的生长发育。涝洪灾害则会严重影响根系的呼吸以及生长发育,对产量具有较大影响。土壤养分也是影响玉米产量的重要因素,土壤中氮、磷、钾及有机质的含量的缺乏会限制玉米的生长发育。田间管理也是不可忽视的一部分,如种植密度、施肥、灌溉和除草等田间管理手段也对产量具有较大的影响。

本研究针对以上影响因素,提出一些提升产量的对策及建议:(1)选育和推广高产玉米品种,选择耐逆性强的品种。(2)加强田间管理,做好耕地整理、基肥施用和病虫害防治等。(3)合理密植,根据品种及土壤条件确定最佳株距。(4)科学施肥,根据玉米不同生长发育期及时补充氮、磷、钾肥。(5)加强灌溉措施,防止水分胁迫。但要控制灌溉水量,防止水分过多。(6)提高耕地质量,增加土壤有机质含量及土壤微生物数量,提高土壤生产能力。综合采取上述措施,可以显著提升玉米产量。

### 3 讨论与结论

多数研究表明,WOFOST模型可以较好地进行作物产量估测和预测,但模型需要大量参数且过于依赖实测输入,参数准确性差时难以产生满意模拟结果。本研究全面收集和测量模型各参数,尽可能提高参数准确性,确保结果可靠性。WOFOST模型虽然参数众多,但其中较多参数对结果的影响不大。本研究采用EFAST敏感性分析方法。该方法相比于其他敏感性分析方法(如OAT敏感性分析法)更加适合WOFOST模型。WOFOST模型中的参数是相互关联的。EFAST全局敏感性分析是将一组数据带入模型当中输出结果并进行分析,而OAT敏感性分析方法是每次只改变一个参数,忽略了不同参数之间的关联性,因此选用EFAST敏感性分析方法可以有效地从众多参数中筛选出对模型结果较为敏感的参数,在不影响模型模拟精度的条件下大大提高了模型参数校准的效率。相比于采用landsat等遥感影像进行叶面积指数的反演,本研究采用的高分一号遥感影像分辨率更高,2 m的分辨率可以大大提高反演的精度。本研究的不足是缺乏实测叶面积指数数据,采用MODIS LAI数据存在一定的误差,缺乏实测叶面积指数数据对叶面积指数反演的精度进行验证。随着现在遥感技术的发展,遥感卫星的数量更多,分辨率更高,对于同一区域的重返周期也更短,反演精度会得到进一步的提升。作物生长模型将更加深入和完善,模拟各个生育阶段的影响过程,实现对复杂环境的模拟。近期新兴的机器学习、深度学习及人工智能技术将提升数据特征提取和模型构建的智能化水平。随着众多领域的快速进步与发展,极大地促进遥感与模型同化在区域尺度乃至更大尺度上的应用。

本研究利用WOFOST作物生长模型与遥感结合对辽宁省铁岭县的玉米进行估产研究,主要研究结论为:(1)综合不同生产条件,分析WOFOST模型在潜在生产条件下和水分限制生产条件下产量的参数敏感性特征。研究表明水分并不是影响铁岭县玉米产量参数敏感性的主要因素,两种生产条件下的敏感性参数相差不大,并且筛选出敏感性大于0.1的敏感参数。(2)利用实测数据和查阅数据对WOFOST模型进行本地化,使得模型更加符合铁岭县当地实际情况,然后利用PEST参数优化程序对重要敏感参数进行优化,得到一套更加精确的参数取值。优化后的模型能够较好模拟铁岭县玉米生长发育情况,产量验证表明优化后的模型平均误差为 $852.39 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ ,模型模拟的精度达到92.82%,说明模型模拟的效果较好,但仍存在一定的误差。(3)分别将选取的4种植被指数与叶面积指数构建回归模型,选取最优模型进行叶面积指数的反演。研究表明,比值植被指数与叶面积指数的相关性最高, $R^2$ 分别达到0.747和0.776 2,经精度检验后发现反演模型精度较好,反演结果表明LAI值在抽雄吐丝期差距较大,而在成熟期的差距不大,抽雄吐丝期平均叶面积指数为6.3,最大值为8.8,最小值为4.7,极差为4.1。成熟期平均叶面积指数为1.02,最大值1.8,最小值0.6,极差为1.2。其空间分布符合铁岭县玉米叶面积指数分布规律。(4)利用集合卡尔曼滤波算法,以叶面积指数为结合点,实现了基于遥感数据与作物模型同化的玉米产量估测,校准之后的模型精度得到明显提升,平均误差从同化前的 $852.39 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ 降低到 $435.01 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ ,估产精度从92.82%提高到96.33%,说明遥感与作物模型同化是一种有效的提高作物估产和产量预测精度的方法。

#### 参考文献:

- [1] 杜国明,刘彦随,刘 阁.黑龙江省近30年来粮食生产变化及增产因素分析[J].农业现代化研究,2014,35(5):519-524.

- [2] 程志强,蒙继华.作物单产估算模型研究进展与展望[J].中国生态农业学报,2015,23(4):402-415.
- [3] TEH C B. Introduction to Mathematical Modeling of Crop Growth: How the Equations are Derived and Assembled into Acomputer Program[M]. BocaRaton: Brownalker Press, 2006.
- [4] KEATING B A, THORBURN P J. Modelling crops and cropping systems—evolving purpose, practice and prospects[J]. European Journal of Agronomy, 2018, 100: 163-176.
- [5] MORELL F J, YANG H S, CASSMAN K G, et al. Can crop simulation models be used to predict local to regional maize yields and total production in the U.S. Corn Belt?[J]. Field Crops Research, 2016, 192: 1-12.
- [6] ZHANG D, LI R Q, BATCHELOR W D, et al. Evaluation of limited irrigation strategies to improve water use efficiency and wheat yield in the North China Plain[J]. PLoS One, 2018, 13(1): e0189989.
- [7] TANG X P, SONG N, CHEN Z F, et al. Estimating the potential yield and ETc of winter wheat across Huang-Huai-Hai Plain in the future with the modified DSSAT model[J]. Scientific Reports, 2018, 8(1): 1-12.
- [8] VANLI Ö, USTUNDAG B B, AHMAD I, et al. Using crop modeling to evaluate the impacts of climate change on wheat in southeastern Turkey[J]. Environmental Science and Pollution Research, 2019, 26(28): 29397-29408.
- [9] TENNAKOON S B, MURTY V V N, EIUMNOH A. Estimation of cropped area and grain yield of rice using remote sensing data[J]. International Journal of Remote Sensing, 1992, 13(3): 427-439.
- [10] HUANG J F, WANG X Z, LI X X, et al. Remotely sensed rice yield prediction using multi-temporal NDVI data derived from NOAA's-AVHRR[J]. PLoS One, 2013, 8(8): e70816.
- [11] LI Y, ZHOU Q G, ZHOU J, et al. Assimilating remote sensing information into a coupled hydrology-crop growth model to estimate regional maize yield in arid regions[J]. Ecological Modelling, 2014, 291: 15-27.
- [12] CASA R, VARELLA H, BUIS S, et al. Forcing a wheat crop model with LAI data to access agronomic variables: Evaluation of the impact of model and LAI uncertainties and comparison with an empirical approach[J]. European Journal of Agronomy, 2012, 37(1): 1-10.
- [13] HUANG J X, SEDANO F, HUANG Y B, et al. Assimilating a synthetic Kalman filter leaf area index series into the WOFOST model to improve regional winter wheat yield estimation[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2016, 216: 188-202.
- [14] MAAS S J. Use of remotely-sensed information in agricultural crop growth models[J]. Ecological Modelling, 1988, 41(3/4): 247-268.
- [15] DELÉCOLLE R, MAAS S J, GUÉRIF M, et al. Remote sensing and crop production models: Present trends[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 1992, 47(2/3): 145-161.
- [16] 卓越, 丁峰, 严海军, 等. 无人机遥感在饲草作物生长监测中的应用研究进展[J]. 智慧农业(中英文), 2022, 4(4): 35-48.
- [17] 李莉, 李民赞, 刘刚, 等. 中国大田作物智慧种植目标、关键技术与区域模式[J]. 智慧农业(中英文), 2022, 4(4): 26-34.
- [18] 马宇靖, 吴尚蓉, 杨鹏, 等. 遥感技术在油料作物产量监测中的研究进展与挑战[J]. 智慧农业(中英文), 2023, 5(3): 1-16.
- [19] 谢松涯, 张宝忠. 基于全局敏感性分析的 WOFOST 模型参数优化[J]. 中国农村水利水电, 2018(12): 29-34.
- [20] SALTELLI A, RATTO M, ANDRES T, et al. Global Sensitivity Analysis The Primer[M]. New York: John Wiley & Sons, Ltd, 2008.
- [21] ROTH M, HENDEBY G, FRITSCH C, et al. The ensemble Kalman filter: A signal processing perspective[J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2017, 2017(1): 1-16.
- [22] LI Z H, JIN X L, LIU H L, et al. Global sensitivity analysis of wheat grain yield and quality and the related process variables from the DSSAT-CERES model based on the extended Fourier amplitude sensitivity test method[J]. Journal of Integrative Agriculture, 2019, 18(7): 1547-1561.
- [23] DEJONGE K C, ASCOUGH J C, AHMADI M, et al. Global sensitivity and uncertainty analysis of a dynamic agroecosystem model under different irrigation treatments[J]. Ecological Modelling, 2012, 231: 113-125.
- [24] 钱震杰, 金诚谦, 刘政, 等. 无人农场中的智能控制技术应用现状与趋势[J]. 智能化农业装备学报(中英文), 2023, 4(3): 1-13.
- [25] 吴伶. 基于遥感与作物生长模型同化的水稻生长参数时空分析[D]. 北京: 中国地质大学(北京), 2013.
- [26] 马梓臻. 基于遥感与 WOFOST 模型耦合的大庆市玉米产量预测研究[D]. 哈尔滨: 黑龙江大学, 2021.
- [27] XIE Y, WANG P X, BAI X J, et al. Assimilation of the leaf area index and vegetation temperature condition index for winter wheat yield estimation using landsat imagery and the CERES-Wheat model[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2017, 246: 194-206.