

EnKF算法在WOFST模型与MODIS数据 同化中的应用

——以许昌烟叶为例

张 颖¹, 郭建茂¹, 韩金龙¹, 蒲团卫^{2*}, 李文峰³, 张茹水¹, 裔 静¹, 孙 擎⁴

¹南京信息工程大学, 江苏 南京

²河南省烟草公司许昌市公司, 河南 许昌

³许昌市气象局, 河南 许昌

⁴中国气象科学研究院&中再巨灾风险管理股份有限公司·气象风险与保险联合开放实验室, 北京

收稿日期: 2026年6月12日; 录用日期: 2026年7月13日; 发布日期: 2026年7月21日

摘 要

遥感与作物模型结合可以实现区域范围上对作物生长发育的模拟,进而应用于区域产量预测和生长监测,有利于指导和决策烟叶相关生产活动。本研究探讨了WOFST模型与遥感结合在河南优质产烟区许昌地区的应用。基于2021、2022和2023三年气象数据、烟叶产量统计数据、实测土壤数据,以及生长发育期可用MODIS数据,在WOFST烟叶模型本地化的基础上,利用2023年MODIS Terra和Aqua的LAI数据集对许昌烟叶种植区域进行提取,将遥感数据采用EnKF算法以LAI为中间参数同化WOFST模型,对烟叶生长发育进行模拟,实现了遥感数据与烟叶模型结合的许昌市烟叶区域模拟。结果表明:(1) 同化后的模型能够适用于许昌市烟叶的生长模拟与产量预测,决定系数 $R^2 = 0.979$,拟合度指数 $d = 0.96$,均大于0.9, NRSME = 0.139,误差范围在10%~20%,属于较小误差,为可接受范围,模拟效果较好。(2) 同化次数直接影响同化效果,EnKF同化算法的最佳同化次数为50次左右;(3) 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遥感产量估测,校准之后的模型精度平均误差从 $369 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ 降低到 $62 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$,估产精度从67.3%提高到94.5%,表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。

关键词

WOFST模型, 遥感影像, 同化算法, EnKF算法, 产量预测

Application of the Ensemble Kalman Filter (EnKF) Algorithm in the Assimilation of WOFST Model and MODIS Data

—A Case Study of Tobacco in Xuchang

*通讯作者。

文章引用: 张颖, 郭建茂, 韩金龙, 蒲团卫, 李文峰, 张茹水, 裔静, 孙擎. EnKF 算法在 WOFST 模型与 MODIS 数据同化中的应用[J]. 农业科学, 2026, 16(7): 1067-1077. DOI: 10.12677/hjas.2026.167129

Ying Zhang¹, Jianmao Guo¹, Jinlong Han¹, Tuanwei Pu^{2*}, Wenfeng Li³, Rushui Zhang¹,
Jing Yi¹, Qing Sun⁴

¹Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing Jiangsu

²Henan Tobacco Company Xuchang Company, Xuchang Henan

³Xuchang Meteorological Bureau, Xuchang Henan

⁴CAMS & China Re CRM-Joint Open Lab on Meteorological Risk and Insurance, Beijing

Received: June 12, 2026; accepted: July 13, 2026; published: July 21, 2026

Abstract

The integration of remote sensing and crop models enables the simulation of crop growth and development at a regional scale, which can be applied to regional yield prediction and growth monitoring, thereby supporting decision-making and management in tobacco production. This study explores the application of integrating the WOFOST model with remote sensing in Xuchang, a high-quality tobacco-producing region in Henan Province. Based on meteorological data, tobacco yield statistics, measured soil data from 2021 to 2023, and available MODIS data during the crop growth period, the WOFOST tobacco model was first localized. Using the 2023 MODIS Terra and Aqua LAI datasets, tobacco planting areas in Xuchang were extracted. Remote sensing data were assimilated into the WOFOST model using the Ensemble Kalman Filter (EnKF) algorithm, with leaf area index (LAI) as the intermediate variable, to simulate tobacco growth and development. This approach enabled the regional simulation of tobacco growth in Xuchang by integrating remote sensing data with the crop model. The results show that: (1) the assimilated model is suitable for simulating tobacco growth and predicting yield in Xuchang, with a coefficient of determination (R^2) of 0.988 and an index of agreement (d) of 0.96, both exceeding 0.9, and an NRMSE of 0.139. The error range is between 10% and 20%, indicating relatively small and acceptable errors and good simulation performance. (2) The number of assimilation iterations directly affects the assimilation performance, with the optimal number of EnKF assimilation iterations being around 50. (3) By using the Ensemble Kalman Filter algorithm and taking LAI as the linking variable, remote sensing-based yield estimation through the assimilation of remote sensing data and the crop model was achieved. After calibration, the average model error decreased from 369 kg·hm⁻² to 62 kg·hm⁻², and the yield estimation accuracy improved from 67.3% to 94.5%, demonstrating that the assimilation of remote sensing data with crop models is an effective method for improving crop yield estimation and prediction accuracy.

Keywords

WOFOST Model, Remote Sensing Imagery, Assimilation Algorithm, EnKF Algorithm, Yield Prediction

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

烟草是我国重要的经济作物之一，烟叶产量不仅关系到农业生产效益，也是国家宏观调控和烟草产业管理的重要依据[1]。许昌作为典型“烟城”，烟叶以产量高、品质优著称，其产量的精准预测对区域

农业管理具有重要意义[2]。

作物产量估计主要依赖作物模型模拟与遥感观测两类方法。作物模型(如 WOFOST)能够在机理层面刻画作物生长过程,实现对产量和发育动态的精细模拟[3]-[5],已广泛应用于小麦、玉米、水稻等作物的生长监测、产量预测及农业管理决策中[6]-[8]。同时,遥感技术能够在大范围内快速获取作物长势信息,如叶面积指数(LAI)等关键参数,为区域尺度作物监测提供数据支持[9][10]。近年来,将遥感数据与作物模型相结合已成为研究热点,通过数据同化方法(如 EnKF、UKF 等)融合两者优势,可有效提升区域尺度作物生长模拟与产量预测精度[11]。

已有研究表明,基于 WOFOST 模型并结合同化方法,可显著提高作物产量预测能力[12][13]。例如,通过同化遥感 LAI 或土壤湿度数据,能够优化模型状态变量,改善模拟精度[14]。然而,现有研究多集中于粮食作物,在烟草上的应用仍相对较少[15]。尽管已有学者利用 WOFOST 开展烟叶生长模拟、适宜性评价及灌溉优化等研究[16]-[20],但大多停留在点尺度或小区域范围,且对遥感数据的融合程度有限,难以满足区域尺度产量预测需求。此外,模型输入参数空间异质性强、区域推广能力不足,也是制约其应用的重要问题。

针对上述问题,本文以许昌烟区为研究对象,在 WOFOST 水分胁迫模式下,结合气象数据、土壤数据及田间观测资料,对模型关键参数进行本地化校准;利用 MODIS 遥感数据反演烟叶 LAI,并引入集合卡尔曼滤波(EnKF)方法,将遥感 LAI 同化至 WOFOST 模型中,对模型状态进行动态更新,从而实现烟叶全生育期 LAI 时序模拟与产量预测。该研究实现了 WOFOST 模型由点尺度向区域尺度的拓展应用,有助于提升烟叶生长监测与产量预测精度,为烟草生产管理和农业决策提供科学依据。

2. 研究区域与数据概括

2.1. 研究区域概括

许昌(113°03'-114°19'E, 33°42'-34°24'N)位于河南省中部,是豫中区域性政治、经济和文化中心。下辖建安区、长葛市、禹州市、鄢陵县和襄城县,地势东南低,东部为淮海平原,西北高,西部是低山丘陵。

许昌属于北暖温带大陆性季风气候,气候温和,雨量适中,光照充足,无霜期长,热量资源丰富,多旱、涝等气象灾害。许昌四季的基本气候特征是:春季干旱风沙多,夏季炎热降水多,秋季晴和日照长,冬季寒冷雨雪少。多年平均气温约 14.5℃,年均降水量约 700 mm,年均日照约 2154 h,无霜期约 220 d,光、温、水条件适宜优质烤烟生长。许昌是豫中主要的产烟区,近十年常年种植面积约 10 千公顷,许昌主要的产烟区是许昌市郊区与襄城县。

2.2. 数据来源

2.2.1. 气象数据

建安、襄城、鄢陵、禹州 2021、2022、2023 年的气象数据来源于中国气象局天擎系统。常规气象观测数据包括最高气温、最低气温、平均气温、平均风速、水汽压、降水量和日照时数。

2.2.2. 烟草数据

2021~2023 年烟叶生长发育资料来自于许昌市开展的田间试验,测定株高、密度、叶面积指数等,用于 WOFOST 模型的率定。

2023 年许昌烟叶产量数据来自 2022 年许昌市国民经济和社会发展统计公报。

2.2.3. 土壤数据

由项目组通过农气试验站所采集,许昌站点 0~100 cm 的土壤水文常数及土壤水分状况观测记录的年

报表，观测的内容包括：土壤种类和性质、田间持水量、孔隙度、导水率和凋萎湿度等。

2.2.4. 遥感数据

本文采用 2023 年 MODIS Terra 和 Aqua 的 LAI 数据集(<https://urs.earthdata.nasa.gov/>)，时间分辨率为 4 天，空间分辨率为 500 m，选取遥感影像日期的云量均小于 5%，日期分别为 4 月 7 日、5 月 17 日、5 月 29 日、6 月 6 日、6 月 18 日、6 月 26 日、7 月 8 日、7 月 19 日、7 月 28 日、8 月 8 日、8 月 18 日、8 月 30 日。

3. 研究方法

3.1. WOFOST 作物生长模型

3.1.1. 作物模型标定

WOFOST 作物模型要对作物进行相关的生长状况模拟以及产量预测等相关研究时，首先对作物模型参数进行本地化校准。利用 2021~2023 年许昌市烟叶田间试验数据进行校正，得到符合许昌市本地化的 WOFOST 模型，并利用 2021~2023 年实测的 LAI 对模型进行验证。2021~2023 年气象数据通过当地气象局提供的数据进行二次处理计算所需要的风速、太阳辐射等，对各作物文件参数进行敏感性分析，本文利用 EFAST 方法进行敏感性分析[21]，确定主要敏感参数并进行校准，主要校正过程参考郭彩云的基于 WOFOST 模型的烟叶灌溉方案及生长预测与评估研究[19]。

研究发现，将 SLATB、SPA、TSUM1、TDWI、CVO、FLTB 设置为主要的参数调节，这些参数主要与模型的同化速率、光合速率、干物质分配密切相关。利用 2021~2023 年许昌市气象数据，项目组提供的烟草实验数据进行 WOFOST 模型参数校准，表 1 是部分 WOFOST 模型依据参数敏感性校正前后的参数值：

Table 1. Calibration results of main WOFOST model parameters

表 1. WOFOST 模型主要参数校准结果

参数名称	参数含义	校正前数值范围	校正后数值	单位
SLATB0.0	比叶面积	0.0003~0.0042	0.0016	m ² /kg
SLATB1.0			0.0013	
SLATB1.25			0.0009	
SLATB2.0			0.0004	
SPA	植被绿叶指数	0~100	19	Ha/kg
TSUM1	出苗到开花所需积温	600~2500	2300	°C·d
TSUM2	开花到成熟所需积温	600~2500	1900	°C·d
TDWI	初始生物量	0.5~300	90	Kg/ha
CVO	生物量同化速率	0~1	0.6	Kg/kg
FLTB	随叶片发育干物质分配比例	0~1	0.6	-

3.1.2. 模型的单点模拟

同化前使用 WOFOST 作物模型进行模拟产量，通常是单点模拟，模拟出许昌市四个种烟区县的单产，再结合遥感提取的种植面积，从而得到四个县的产量。这种模拟现实情况较为复杂，需要根据实地调查，分析农业气象条件、农情调查等情况，通过对烟叶灌溉、干旱、病虫害的不同假设，得到四个县的

烟叶产量预测。

3.2. 许昌市烟叶种植区域提取

为了准确提取许昌烟草种植区域,在6月~9月期间,相继在许昌各个烟田进行实地调研,采集相应的烟田经纬度信息。许昌市烟叶的生育期主要在4~9月,4~5月烟叶较小不易分辨,因此,使用在哥白尼获取的2023年6月~7月的三幅Sentinel-2卫星影像,这个阶段烟叶处于发育最旺盛时刻,作物光谱特征、纹理特征最明显。以Sentinel-2A数据真彩色影像各项土地利用类型的标志,通过区分各土地类型,在烟叶的成熟期,结合烟叶与其他典型地物特征反射率的区别进行提取;通过对各项土地类型的特征进行标记,利用SVM和RF方法进行烟叶进行识别后提取,经实地调查验证,RF的提取准确率为90.5170%, Kappa Coefficient = 0.8502; SVM的提取准确率为95.5952%, Kappa Coefficient = 0.9433,均满足研究所需要的精度,采用两种方法提取三个时间卫星影像的区域,再将得到的六副区域图做交集,以达到最高的准确程度。

3.3. EnKF 同化算法基本原理以及处理方法

EnKF由Evensen提出,其核心思想是利用集合成员的统计来得到误差协方差,以避免复杂算子的计算[22]。EnKF在处理各种数据不确定性时比较灵活,算法易于实现和操作,因此被广泛应用于地表数据同化研究中。

$$\begin{aligned} X_t &= f(X_{t-1}, U_t, \theta) + W_t \\ Y_t &= HX_t + V_t \end{aligned} \quad (1)$$

式中 f 即为WOFOST模型, X_t 是时刻 t 的真实值(本研究中即为 t 时刻的真实LAI), U_t 为用于驱动模型的气象数据、灌溉数据、初始叶面积指数、播种日期与结束日期,为模型的参数。 Y_t 为 t 时刻的观测值(本研究中即为 t 时刻卫星数据反演得出的LAI), H 为观测算子(此研究中即为单位1)。 W_t 和 V_t 分别为预测方程和观测方程的误差,一般假设其具有高斯分布且相互独立,均值分别为 S_t 和 R_t 。

首先通过模型的运行得到LAI的一步预测值:

$$\hat{X}_{t,t-1} = f(\hat{X}_{t-1}, U_t, \theta) \quad (2)$$

式中 $\hat{X}_{t-1}$ 表示 $t-1$ 时刻的估计值, $\hat{X}_{t,t-1}$ 表示 $\hat{X}_{t-1}$ 经过WOFOST模型模拟后得到的 t 时刻的一步预测值。但一步预测值只是通过模型向前运行得到的,要得到 t 时刻LAI的估计值,还需要将该时刻的卫星反演值同化进去。

$$\begin{aligned} \hat{X}_t &= \hat{X}_{t,t-1} + K_t(Y_t - H\hat{X}_{t,t-1}) \\ K_t &= P_{t,t-1}H^T(HP_{t,t-1}H^T + R^T)^{-1} \\ P_{t,t-1} &= \left\langle (\hat{X}_{t,t-1} - X_t)(\hat{X}_{t,t-1} - X_t)^T \right\rangle \end{aligned} \quad (3)$$

式中 $\hat{X}_t$ 表示 t 时刻的估计值, Y_t 表示 t 时刻的观测值, X_t 表示 t 时刻的真实值, K_t 表示滤波增益, $P_{t,t-1}$ 表示一步预测的协方差, R_t 为观测方程误差的均值。由于并不知道 t 时刻LAI的真实值 X_t ,因此需要用集合的均值来代替。在计算的一开始,即对 $\hat{X}_{t-1}$ 进行扩展,生成 $\{\hat{X}_{t,t-1}^i\}, i=1,2,\dots,N$ 扩展方法为对 $\hat{X}_{t-1}$ 加上均值为0,标准差为其20%且符合高斯分布的随误。同理也需要对观测值 Y_t 进行扩展。根据MODIS数据的反演精度,其加上的符合高斯分布的随机误差满足均值为0,标准差为本值的10%。

根据以上处理,可以得到

$$\begin{aligned}
 P_{t,t-1}H^T &\approx P_{t,t-1}^e H^T = \left\langle \left(\hat{X}_{t,t-1}^i - \overline{\hat{X}_{t,t-1}^i} \right) \left(H\hat{X}_{t,t-1}^i - \overline{H\hat{X}_{t,t-1}^i} \right)^T \right\rangle \\
 HP_{t,t-1}H^T &\approx HP_{t,t-1}^e H^T = \left\langle \left(H\hat{X}_{t,t-1}^i - \overline{H\hat{X}_{t,t-1}^i} \right) \left(H\hat{X}_{t,t-1}^i - \overline{H\hat{X}_{t,t-1}^i} \right)^T \right\rangle
 \end{aligned} \quad (4)$$

由此可以方便地计算出滤波增益的值, 进而得到 t 时刻 LAI 的估计值[23]。

3.4. 结果验证

模型的模拟效果运用以下统计指标进行评价:

$$R^2 = \frac{\left(\sum_{i=1}^N \left[(Y_i - \bar{Y}) (\hat{Y}_i - \bar{\hat{Y}}) \right] \right)^2}{\left(\sum_{i=1}^N (\hat{Y}_i - \bar{\hat{Y}})^2 \sum_{i=1}^N (Y_i - \bar{Y})^2 \right)} \quad (5)$$

式中, Y_i 为遥感反演值, $\hat{Y}_i$ 为模拟值, $\bar{Y}$ 为反演值的平均值, $\bar{\hat{Y}}$ 为模拟值的平均值, N 为样本数。

决定系数 R^2 和拟合度指数 d 反映模型模拟值和反演值的一致性, 越接近 1, 体现同化效果越好。均方根误差 RMSE 和归一化均方根误差 NRMSE 反映模型模拟值和反演值两者偏差, 值越小, 两者的一致性越好, 模拟准确率越高。一般认为, $\text{NRMSE} < 10\%$, 模拟效果极好; $10\% \leq \text{NRMSE} \leq 20\%$, 模拟效果良好; $20\% \leq \text{NRMSE} \leq 30\%$, 模拟效果中等; $\text{NRMSE} \geq 30\%$, 模拟效果较差[24] [25]。

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{N}} \quad (6)$$

$$\text{NRMSE} = \frac{\text{RMSE}}{\bar{Y}} \times 100\% \quad (7)$$

$$d = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{\sum_{i=1}^N (|\hat{Y}_i - \bar{\hat{Y}}| - |Y_i - \bar{Y}|)^2} \quad (8)$$

式中, Y_i 为遥感反演值, $\hat{Y}_i$ 为模拟值, $\bar{Y}$ 为反演值的平均值, $\bar{\hat{Y}}$ 为模拟值的平均值, N 为样本数同(5)式相同。

4. 结果

在许昌烤烟的整个生育期内, 选取相应 MODIS 遥感 LAI 数据集进行 LAI 的提取以及许昌主要烟叶种植面积的提取, 提取种植烤烟的主要区域的 LAI, 利用进行参数敏感性分析并校准的 WOFOST 模型, 在整个烟叶生长周期内利用 EnKF 算法进行同化并模拟。本研究中的同化次数定义为集合卡尔曼滤波 (EnKF) 的集合样本数量, 如图 1, 依次在许昌、襄城、鄢陵、禹州进行 50 次同化模拟, 每次同化对模型的初始条件以及参数值进行调节, 随着次数的不断增加, 可以看到, 遥感模拟的烤烟 LAI 随着烟叶生长不断增加, 烟叶生长模拟的 LAI 曲线也越来越接近 MODIS 反演的 LAI, 通过遥感模拟点与模拟曲线接近程度可以观察同化效果, 选取同化效果最为拟合的曲线进行生长模拟以及产量预测检测, 可以直观的看到模型模拟的效果; 在同化过程中可以发现, 有部分同化曲线的变化明显不符合相应的烟叶生长 LAI 曲线变化趋势, 这是因为在 EnKF 同化算法中, 需要不断的重复同化, 每次同化设置的随机种子是为了控制随机性, 使实验或模拟具有可重复性。因此当随机种子设置的参数不同, 同化曲线的趋势也会随之

变化, 经过不断的重复实验发现, 本次研究中, 随机种子设置为 100 既可以很好的展现同化过程, 也能符合烟叶生长过程 LAI 的变化曲线, 因此本次研究设置的随机种子为 100 是合理的值。

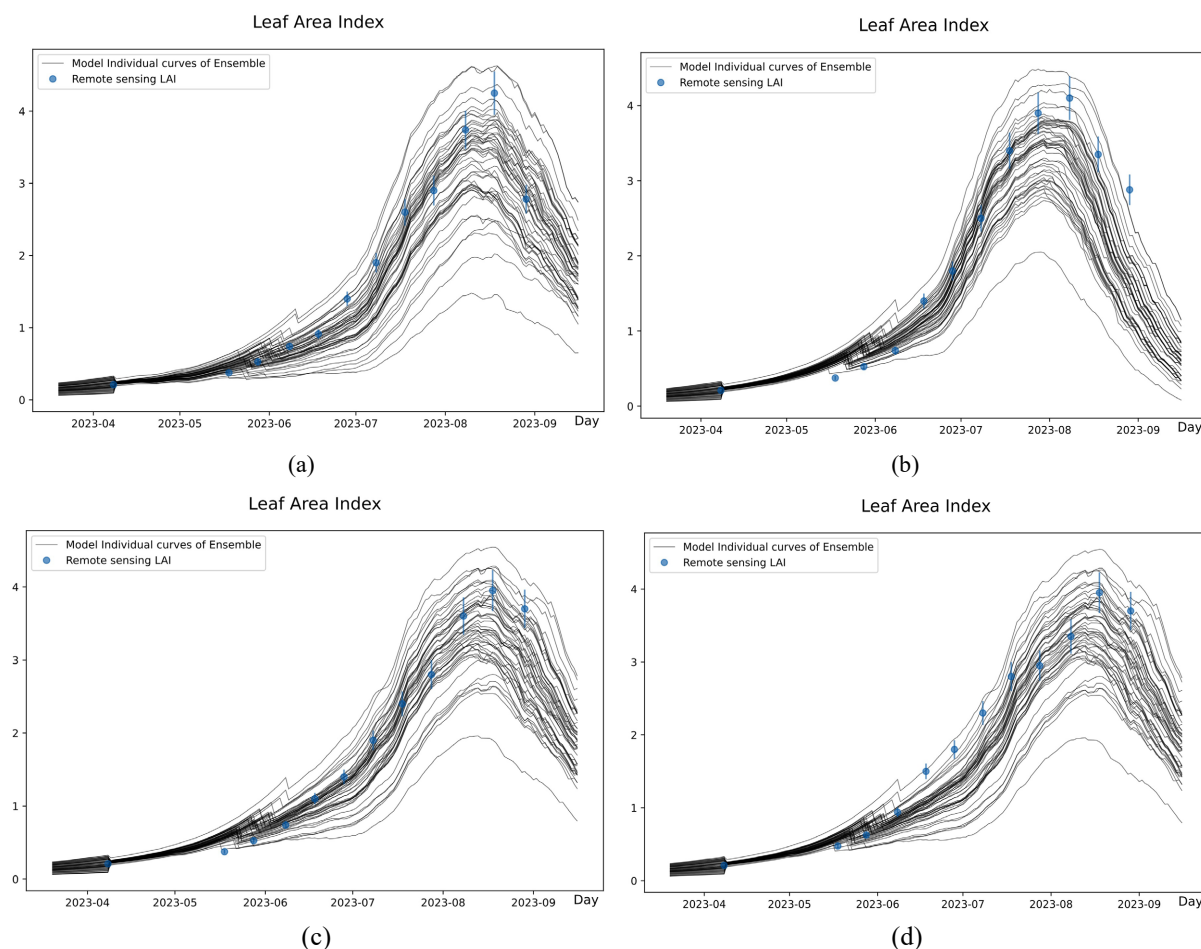
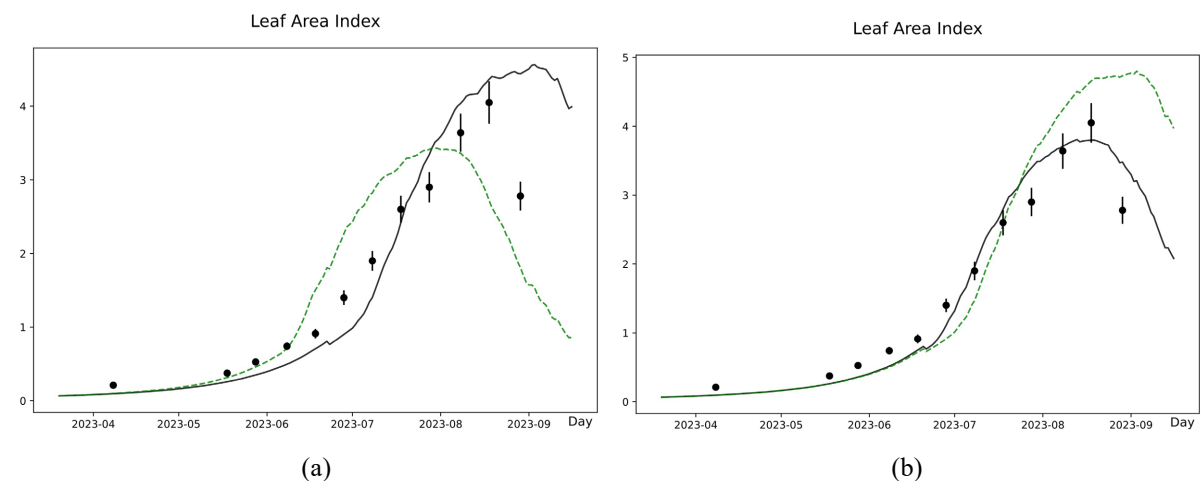


Figure 1. Comparing the EnKF algorithm after WOFOST model and before assimilation Fig. (a) Experimental site in Xuchang area; (b) Experimental site in Xiangcheng area; (c) Experimental site in Yuzhou area; (d) Experimental site in Yanling area
图 1. WOFOST 模型经 EnKF 同化后在遥感反演点烟叶全生育期时序 LAI 曲线。(a) 建安同化示意点; (b) 襄城同化示意点; (c) 禹州同化示意点; (d) 鄢陵同化示意点



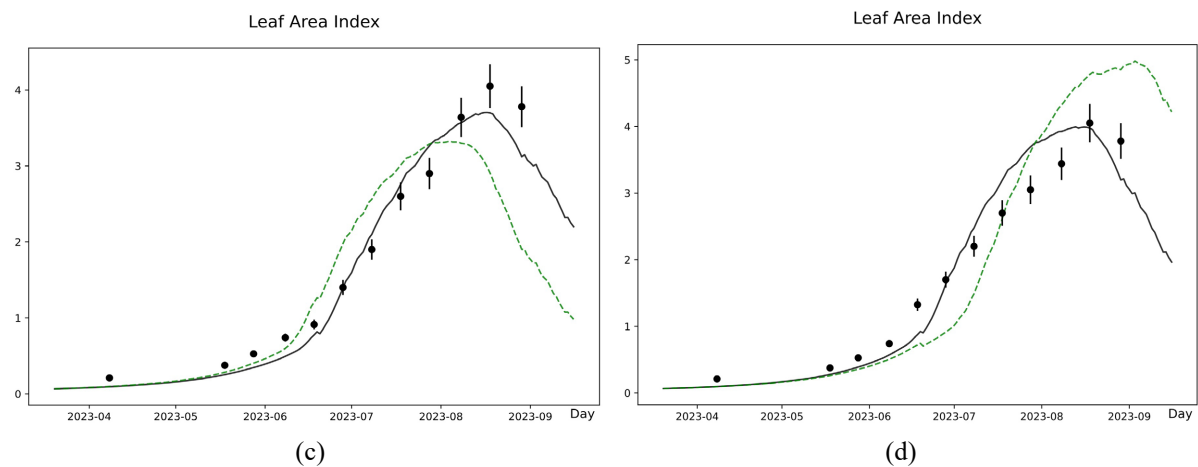


Figure 2. Comparing the EnKF algorithm after WOFOST model and before assimilation Fig; (a) Experimental site in Xuchang area; (b) Experimental site in Xiangcheng area; (c) Experimental site in Yuzhou area; (d) Experimental site in Yanling area
图 2. 经过 EnKF 算法同化后 WOFOST 模型与同化前对比图; (a) 建安同化示意点; (b) 襄城同化示意点; (c) 禹州同化示意点; (d) 鄢陵同化示意点

图 1 选取同化效果最好的模拟曲线进行产量预测，可以看出，同化后的模拟曲线较同化之前明显更加接近，同化后的模拟效果也更加良好，经过 EnKF 算法多次迭代优化，实现了遥感数据对于 WOFOST 模型同化，同化后对模型进行模拟，实现对 2023 年产量的模拟。同化后选取的建安区、襄城、鄢陵、禹州模型曲线如图 2 所示，四地模拟的 LAI 趋势大致相同，基本在八月底达到了峰值，在时间尺度上，对应各地烟区烟叶成熟的节点。

选取同化效果最好的模型模拟曲线后，检验相应的模拟效果，利用模型模拟的 TWLV 进行相关的产量计算如表 2 所示：

Table 2. Comparison of actual tobacco planting area and yield in Xuchang in 2023 with WOFOST model predictions before and after EnKF assimilation
表 2. 2023 年许昌市烟叶实际种植面积与产量与经过 EnKF 同化前后 WOFOST 模型预测对比

2023 年	面积(千公顷)	产量(万担)	遥感提取面积(千公顷)	同化前预测产量(万担)	同化后预测产量(万担)
襄城县	7.33	15.04	7.37	18.33	16.15
禹州市	2.00	4.29	1.60	2.65	3.41
建安区	1.33	3.00	1.64	4.58	3.73
鄢陵县	0.33	0.78	0.49	1.89	1.00

为评估数据同化对烤烟产量预测精度的影响，对比分析了同化前后模型模拟结果。结果表明，数据同化在一定程度上提升了模型的预测能力。同化前产量预测的决定系数 $R^2 = 85.7\%$ ，同化后提高至 97.9% ，表明模型对观测数据的拟合程度有所增强；NRSME = 0.359 降低到 0.139，同化后误差范围在 $10\% \sim 20\%$ ，属于较小误差，为可接受范围；一致性指数 d 由 0.935 提升至 0.961，说明模拟值与实测值之间的一致性有所改善。于此同时，可以发现在产量预测计算中，遥感数据的分辨率占极大的比重，尤其是对烤烟的种植范围能否进行准确提取能够直接影响模型的产量预测，间接的影响到同化的效果；除此之外，不同的同化次数也对同化效果具有着深刻的影响，从多次同化的曲线可以看出，同化曲线缓慢的逼近遥感反演的 LAI，随着同化次数的增加，同化效果逐渐显现，经过实验发现，同化次数在 20 次左右，同化效果勉强可以显现，在同化次数达到 50 次时，可以完全展现同化效果并且过度同化的效果也得以显现。

5. 结论与讨论

5.1. 结论

本次研究利用 MODIS 遥感数据, 利用 EnKF 数据进行 WOFOST 模型同化, 实现对 2023 年许昌烟区烟叶产量的预测, 通过研究可以得出以下结论:

(1) 同化后的模型能够适用于许昌地区烟叶的生长模拟与产量预测, 决定系数 $R^2 = 0.979$, 拟合度指数 $d = 0.96$, 均大于 0.9, NRSME = 0.139, 误差范围在 10%~20%, 属于较小误差, 为可接受范围, 模拟效果较好。

(2) 同化次数直接影响同化效果, 在同化次数为 20 次时, 如图所示, 同化效果一般, 但同化次数为 50 次时, 作物模型的同化效果良好, 因此, EnKF 同化算法的最佳同化次数为 50 次左右;

(3) 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遥感产量估测, 校准之后的模型精度得到明显提升, 平均误差从同化前的 $369 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ 降低到 $62 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$, 估产精度从 67.3% 提高到 94.5%, 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。

5.2. 讨论

EnKF 同化预测产量时, 与气象要素、作物品种、人工栽培、自然灾害等各种因素密切相关, 仅依靠 LAI 一个状态变量的更新[26], 模型所模拟的结果受到各种误差的影响, 必然与现实结果有一定的误差, 因此, 在实际生产过程中也要考虑其他自然因素的影响。单参数向多参数的转变, 成为遥感与作物生长模型数据同化的研究趋势。

许昌市夏季多云, 常导致关键生长期光学数据缺失。电磁波谱微波区的波长受大气的影响较小, 因此合成孔径雷达(SAR)传感器即使在有云的情况下也能成功的对地球成像。且大量研究表明, SAR 后向散射系数与 LAI 等农学参数显著相关[27] [28], 因此光学数据与雷达数据结合进行数据同化, 也将成为遥感与作物生长模型数据同化的研究趋势[29]。

单个模型可以具有模拟某些生理过程的能力, 然而完全模拟整个复杂的生长过程几乎不可能。为了提高模型模拟的准确性和稳定性, 将两种或两种以上不同类型的作物模型结合起来是很有必要的[11]。多模型结合可以结合每个模型的优点, 并补偿了每个模型中机制的缺失和不足。多作物模型结合也将成为遥感与作物生长模型数据同化的研究趋势。

基金项目

河南省烟草公司许昌市公司科技创新项目(2024411000240027), 气象风险与保险联合开放实验室开放基金项目(2025F025)。

参考文献

- [1] 张悦琦, 李荣平, 穆西晗, 等. 基于多时相 GF-6 遥感影像的水稻种植面积提取[J]. 农业工程学报, 2021, 37(17): 189-196.
- [2] 陈焱. 黄河文化的烟草归属[J]. 新世纪周刊, 2009(23): 69.
- [3] The, C.B. (2006) Introduction to Mathematical Modeling of Crop Growth: How the Equations are Derived and Assembled into a Computer Program. Brownualker Press.
- [4] 谢云, James R Kinary. 国外作物生长模型发展综述[J]. 作物学报, 2002, 28(2): 190-195.
- [5] Jin, X., Kumar, L., Li, Z., et al. (2018) A Review of Data Assimilation of Remote Sensing and Crop Models. *European*

- Journal of Agronomy*, **92**, 141-152. <https://doi.org/10.1016/j.eja.2017.11.002>
- [6] 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.
- [7] 郑昌玲, 张蕾, 侯英雨, 等. 基于 WOFOST 模型的冬小麦产量动态预报方法[J]. 干旱地区农业研究, 2022, 40(6): 242-250, 267.
- [8] 伍露, 张皓, 杨霏云, 等. WOFOST 模型对江淮地区水稻生长发育模拟的适应性评价[J/OL]. 作物杂志: 1-8. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1808.S.20240927.1659.002.html>, 2024-10-23.
- [9] Zhang, J., Pan, B., Shi, W. and Zhang, Y. (2023) Monitoring Waterlogging Damage of Winter Wheat Based on HY-DRUS-1D and WOFOST Coupled Model and Assimilated Soil Moisture Data of Remote Sensing. *Remote Sensing*, **15**, Article 4133. <https://doi.org/10.3390/rs15174133>
- [10] Xue, J., Sun, S., Luo, L., *et al.* (2024) Quantification of Wheat Water Footprint Based on Data Assimilation of Remote Sensing and WOFOST Model. *Agricultural and Forest Meteorology*, **347**, Article ID: 109914. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2024.109914>
- [11] Luo, L., Sun, S.K., Xue, J., *et al.* (2023) Crop Yield Estimation Based on Assimilation of Crop Models and Remote Sensing Data: A Systematic Evaluation. *Agricultural Systems*, **210**, Article ID: 103711. <https://doi.org/10.1016/j.agry.2023.103711>
- [12] Ntakos, G., Prikaziuk, E., ten Den, T., Reidsma, P., Vilfan, N., van der Wal, T., *et al.* (2024) Coupled WOFOST and SCOPE Model for Remote Sensing-Based Crop Growth Simulations. *Computers and Electronics in Agriculture*, **225**, Article ID: 109238. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2024.109238>
- [13] de França e Silva, N.R., Chaves, M.E.D., Luciano, A.C.D.S., Sanches, I.D., de Almeida, C.M. and Adami, M. (2024) Sugarcane Yield Estimation Using Satellite Remote Sensing Data in Empirical or Mechanistic Modeling: A Systematic Review. *Remote Sensing*, **16**, Article 863. <https://doi.org/10.3390/rs16050863>
- [14] Zhang, J., Yang, G., Kang, J., *et al.* (2025) Estimation of Winter Wheat Yield by Assimilating MODIS Lai and Vic Optimized Soil Moisture into the WOFOST Model. *European Journal of Agronomy*, **164**, Article ID: 127497. <https://doi.org/10.1016/j.eja.2024.127497>
- [15] Nguyen, T.H., Cappelli, G.A., Emberson, L., Ignacio, G.F., Irimescu, A., Francesco, S., *et al.* (2024) Assessing the Spatio-Temporal Tropospheric Ozone and Drought Impacts on Leaf Growth and Grain Yield of Wheat across Europe through Crop Modeling and Remote Sensing Data. *European Journal of Agronomy*, **153**, Article ID: 127052. <https://doi.org/10.1016/j.eja.2023.127052>
- [16] 郭建茂, 金淑媛, 郭彩云, 等. 基于 WOFOST 模型的许昌烟草不同水文年型的灌溉方案[J]. 节水灌溉, 2022(10): 15-22.
- [17] 胡雪琼, 徐梦莹, 买苗, 等. WOFOST 模型对于云南烤烟的适用性研究[J]. 南京信息工程大学学报(自然科学版), 2015, 7(5): 451-457.
- [18] 李想, 夏晓玲, 刘艳霞, 等. 基于气象要素的贵州中东部区域烤烟单叶重模型的比较[J]. 中国农业气象, 2024, 45(9): 1012-1026.
- [19] 郭彩云. 基于 WOFOST 模型的烟叶灌溉方案及生长预测与评估研究[D]: [硕士学位论文]. 南京: 南京信息工程大学, 2022.
- [20] 乌尔娜. 玉溪烤烟种植主要气象灾害风险评估[D]: [硕士学位论文]. 南京: 南京信息工程大学, 2023.
- [21] 张静潇, 苏伟. 基于 EFAST 方法的 CERES-Wheat 作物模型参数敏感性分析[J]. 中国农业大学学报, 2012, 17(5): 149-154.
- [22] Evensen, G. (2003) The Ensemble Kalman Filter: Theoretical Formulation and Practical Implementation. *Ocean Dynamics*, **53**, 343-367. <https://doi.org/10.1007/s10236-003-0036-9>
- [23] Belozerova, O.D. (2023) Enhancing WOFOST Crop Model with Unscented Kalman Filter Assimilation of Leaf Area Index. *International Journal of Image and Data Fusion*, **15**, 174-189. <https://doi.org/10.1080/19479832.2023.2287037>
- [24] 潘惠. 水旱胁迫下棉花两种生长模型的比较[D]: [硕士学位论文]. 武汉: 武汉大学, 2017.
- [25] 王巧娟, 何虹, 李亮, 等. 基于 Aqua Crop 模型的大豆灌溉制度优化研究[J]. 中国农业科学, 2022, 55(17): 3365-3379.
- [26] 黄健熙, 武思杰, 刘兴权, 等. 基于遥感信息与作物模型集合卡尔曼滤波同化的区域冬小麦产量预测[J]. 农业工程学报, 2012, 28(4): 142-148.
- [27] Toan, T.L., Laur, H., Mougin, E. and Lopes, A. (1989) Multitemporal and Dual-Polarization Observations of Agricultural Vegetation Covers by X-Band SAR Images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **27**, 709-718. <https://doi.org/10.1109/TGRS.1989.1398243>

-
- [28] Molijn, R.A., Iannini, L., Mousivand, A. and Hanssen, R.F. (2014) Analyzing C-Band SAR Polarimetric Information for LAI and Crop Yield Estimations. *SPIE Proceedings*, 9239v. <https://doi.org/10.1117/12.2067498>
- [29] 黄健熙, 黄海, 马鸿元, 等. 遥感与作物生长模型数据同化应用综述[J]. 农业工程学报, 2018, 34(21): 144-156.