

# 基于 SWAP-IES 的旱区春小麦长势和产量模拟

金建新<sup>1,2,3</sup>, 丁一民<sup>1,2</sup>, 孙振源<sup>1,2</sup>, 朱磊<sup>1,2\*</sup>

(1. 宁夏大学土木与水利工程学院, 银川 750021; 2. 宁夏回族自治区黄河水联网数字治水重点实验室, 银川 750021;  
3. 宁夏农林科学院农业资源与环境研究所, 银川 750002)

**摘要:** 基于观测数据和作物模型相同化的田块尺度作物生长监测, 对于农田精准管理具有重要意义。为构建能准确模拟旱区春小麦长势和产量的同化模拟模型, 该研究利用 SWAP (soil-water-atmosphere-plant) 模型和迭代集合平滑器算法 (iterative ensemble smoother, IES), 构建了适合旱区春小麦的 SWAP-IES 同化模拟系统, 并利用 2019—2020 年田间观测试验数据, 评估了同化叶面积指数 (leaf area index, LAI)、土壤水分 (soil water content, SW) 及其组合在旱区春小麦生长模拟和估产中的作用。结果表明, 相较于无同化情景, 在吸收 6 次土壤水分观测数据后, 模型对土壤水分模拟的  $R^2$  从 0.48 提升到 0.87。同化 LAI 时, 各水分胁迫处理下 LAI 的模拟精度均最高,  $R^2$  从无同化的 0.35~0.62 提升到 0.76~0.96。同化 LAI+SW 时, 各处理对生物量模拟的精度均最高,  $R^2$  从无同化的 0.40~0.67 提升到 0.73~0.96。轻度水分胁迫处理 (T4~T5) 下, 仅同化 LAI 即可达到较好的估产效果, 相对误差为 4.05%~9.17%, 而在中度或重度水分胁迫处理 (T1~T3) 下, 准确的产量估算需同时吸收 LAI 和 SW, 相对误差为 3.87%~8.38%。开花期和拔节期的观测数据对提高 SWAP-IES 系统估产精度的作用最大, 同时吸收开花期和拔节期 LAI+SW 观测数据时估产的  $R^2$  可从无同化的 0.45 提高到 0.79。说明所构建的 SWAP-IES 同化模拟系统, 在融入开花期和拔节期等关键生育期的观测数据后能有效模拟不同水分处理下春小麦生长和产量形成过程, 可为田块尺度下旱区春小麦精准监测提供技术参考。

**关键词:** 模型; 胁迫; 土壤; SWAP-IES 系统; 数据同化; 春小麦; 生长模拟; 产量估测

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202210141

中图分类号: S24

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2023)-11-0066-11

金建新, 丁一民, 孙振源, 等. 基于 SWAP-IES 的旱区春小麦长势和产量模拟[J]. 农业工程学报, 2023, 39(11): 66-76.  
doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202210141 <http://www.tcsae.org>  
JIN Jianxin, DING Yimin, SUN Zhenyuan, et al. Numerical simulation of spring wheat growth and yield in arid areas based on SWAP-IES[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2023, 39(11): 66-76.  
(in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202210141 <http://www.tcsae.org>

## 0 引言

宁夏引黄灌区是中国西北干旱地区重要的小麦生产基地, 在全球气候变化和局部冲突的背景下, 小麦对保障粮食安全的重要性日益突出, 近年来播种面积大幅增加。及时、准确地对小麦长势和产量进行监测, 是动态调整田间管理措施, 确保小麦稳产增产的重要基础<sup>[1]</sup>。

基于过程机理的作物生长模型能够根据区域气象条件、土壤性质和管理措施等, 定量描述单点尺度作物生长发育和产量形成过程, 是优化管理、辅助决策、生长评估的重要工具。目前已从单一模型发展到综合模型阶段, 国内外主流模型主要有农业生产系统模拟器 (agricultural production systems simulator, APSIM)、作物-环境资源综合系统 (crop environment resource synthesis, CERES)、土壤-水-大气-植物模型 (soil-water-atmosphere-

plant, SWAP)、侵蚀-土地生产力影响评估模型 (erosion-productivity impact calculator, EPIC)、世界粮食作物研究模型 (world food studies, WOFOST) 等<sup>[2]</sup>。其中, SWAP 模型在农田蒸散发、土壤水分运动的模拟中具有明显优势, 被广泛用于旱区作物非充分灌溉的模拟研究<sup>[3-5]</sup>。但品种、土壤的空间异质性导致作物生长模型难以在不同区域上进行准确模拟。同时, 模型的结构误差和简化假定 (例如不考虑虫害、病害等) 也会给模拟结果带来一定的不确定性<sup>[6]</sup>。借助数据同化方法, 将不同观测手段获取的作物状态信息融合到不断演进的作物模型中, 校正模型模拟方向, 实现作物长势的连续动态监测和准确预估, 是提高模型模拟精度的重要手段<sup>[7]</sup>。

目前, 主要的数据同化方法有强迫法、参数优化法和顺序同化法等<sup>[8-10]</sup>。集合卡尔曼滤波算法 (ensemble kalman filter, EnKF) 作为一种序列数据同化方法, 是作物生长模型数据同化研究中最常用的数据同化算法<sup>[11-12]</sup>。利用 EnKF 算法在 WOFOST 模型中融入遥感获得的叶面积指数信息, 可将冬小麦估产的  $R^2$  从无同化的 0.06 提高到 0.41<sup>[13]</sup>, 在华北平原尺度上冬小麦估产的  $R^2$  从无同化的 0.28 提高到 0.65<sup>[14]</sup>。利用 APSIM-EnKF 同化模拟框架也可有效提高小麦估产精度, 相对于同化前, 小麦估产的相对误差减小了 8.7%<sup>[15]</sup>。与 EnKF 算法相比, 迭代

收稿日期: 2022-10-19 修订日期: 2023-02-19

基金项目: 宁夏回族自治区重点研发计划项目 (2021BBF02027); 国家自然科学基金项目 (52209059); 宁夏自然科学基金项目 (2022AAC03451)

作者简介: 金建新, 博士生, 助理研究员, 研究方向为作物生长模拟。  
Email: jinnxnk009@163.com

\*通信作者: 朱磊, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为数字农业和智慧水利。Email: nxuzhulei@163.com

集合平滑器算法 (iterative ensemble smoother, IES) 可以同时同化所有可用的观测信息, 在强非线性问题中表现得更好<sup>[10,16-17]</sup>。目前 IES 算法主要用在地下水同化模拟、水文地质参数反演等领域, 并取得了较好的模拟效果<sup>[18-19]</sup>。利用 IES 算法结合 SWAP 模型构建春小麦同化模拟系统的研究还有待开展。

除同化算法外, 同化变量观测时期的选择也是影响模拟精度的重要因素。以往作物模型同化研究大多基于 Sentinel<sup>[20]</sup>、Landsat<sup>[21]</sup>、MODIS<sup>[7]</sup> 等卫星遥感数据获取的作物和土壤状态信息, 上述数据具有周期固定、易受不利天气影响等缺点, 为获取较好的模拟结果, 通常利用作物生育期内所有可用观测数据。近年来, 随着低空遥感、机器视觉等信息技术的进步, 可以利用无人机、地面相机等手段更加便捷灵活地获取多种农情观测数据, 已被广泛应用于田块尺度作物长势监测研究中<sup>[22-23]</sup>。尽管上述观测手段较为灵活, 但频繁观测仍然需要较高的观测成本<sup>[24]</sup>。因此, 亟需开展不同生育期观测信息有效性的评估研究, 以节约劳动力和观测成本。此外, 水分胁迫是干旱区作物生长面临的主要制约因素之一<sup>[25]</sup>, 评估同化模拟系统在不同水分处理下的模拟精度, 对于干旱区作物生长监测和产量估算具有重要意义, 但相关研究还较为缺乏。

因此, 本文的主要研究目的如下: 1) 利用 IES 算法和 SWAP 模型构建 SWAP-IES 春小麦同化模拟系统; 2) 在不同水分处理条件下评估同化叶面积指数、土壤水分及其组合在旱区春小麦生长模拟和估产中的作用, 以期利用无人机、地面相机等观测设备开展不同尺度下的旱区春小麦不同水分管理条件下生长监测、产量预估和精准管理提供技术参考。

## 1 材料与方法

### 1.1 田间试验及数据收集

试验于 2019—2020 年在宁夏永宁县望洪镇进行, 地理位置为 106°11'E, 38°10'W, 海拔 1 125 m, 属典型的大陆性干旱半干旱气候, 四季分明, 降雨稀少且多集中在夏季和秋季, 冬季寒冷干燥, 春旱频发, 多年平均降雨量 198.19 mm, 多年平均蒸发量 1 186.73 mm, 土壤质地为砂壤土, 耕层平均容重为 1.45 g/cm<sup>3</sup>, 平均田间持水量为 24.38%。

供试春小麦品种为宁春 55 号, 为灌水量单因素试验, 以农户常规灌水量为对照 (T5), 以 450 m<sup>3</sup>/hm<sup>2</sup> 为递减梯度设置 5 个灌水处理, 各处理灌水次数均为 7 次, 具体灌水量见表 1。小区长 10 m、宽 6 m、面积 60 m<sup>2</sup>, 每个处理 3 次重复, 共计 15 个小区。小麦播种方式为匀播, 采用滴灌供水, 滴灌带间距 50 cm。施肥总量为氮 (N) 195 kg/hm<sup>2</sup>、磷 (P<sub>2</sub>O<sub>5</sub>) 120 kg/hm<sup>2</sup>、钾 (K<sub>2</sub>O) 60 kg/hm<sup>2</sup>, 其中 30% 氮肥和 70% 磷钾肥基施, 剩余养分在苗期、拔节期和灌浆期随水追施, 其他田间操作均保持一致。

表 1 各处理灌水定额

Table 1 Irrigation quota of each treatment		m <sup>3</sup> ·hm <sup>-2</sup>				
日期 Date	生育期 Growth period	T1	T2	T3	T4	T5
04-09—04-28	苗期	150	225	225	300	375
04-29—05-23	拔节期	150	225	225	375	375
		150	225	300	375	450
05-24—06-01	孕穗-抽穗期	225	300	375	375	450
06-02—06-23	开花-灌浆期	225	300	375	450	525
		300	300	450	450	525
06-24—07-10	乳熟-成熟期	150	225	300	375	450
总计 Total		1 350	1 800	2 250	2 700	3 150

试验收集的数据包括以下部分:

1) 土壤含水率: 在每个小区中间位置的滴灌带旁布设一根 TDR 土壤水分测定管, 在小麦生育期内每隔 10 d 测定一次土壤含水率, 土壤剖面 100 cm 深度按照 20 cm 分层, 共计 5 层, 灌水前后和降雨后加测。

2) 株高和生物量: 利用卷尺测量株高, 每个小区随机选择 10 株小麦, 从地表量至生长点; 量完后全部挖出带回实验室洗净, 烘箱调至 105 °C 杀青 30 min 后, 在 80 °C 温度下烘至恒质量, 利用分析天平称质量, 株高和生物量每个生育期测定一次。

3) 叶面积指数: 利用 LAI-2 200 植物冠层分析仪 (LI-COR, 美国) 测定, 在小麦每个生育期, 选择晴朗天气的 16:00—18:00 背光测量, 每个小区测定 3 次取算术平均值。

4) 产量: 在小麦成熟期, 每个小区随机选择一个 1 m<sup>2</sup> 的样方, 剪掉样方内的所有麦穗带回实验室, 搓掉称质量, 各重复取平均值, 换算成每公顷的产量。

5) 气象数据: 利用 MC-QX 小型气象站每 30 min 自动记录一次试验区附近气象资料, 包括太阳辐射、温湿度、2 m 高度风速、降雨、相对湿度等。

### 1.2 SWAP 模型及春小麦基础参数

SWAP 模型是荷兰瓦赫宁根大学开发的一种水分驱动模型, 自 1978 年发布以来, 经过不断的补充和完善, 已广泛应用于优化灌溉制度、估产、农田管理、农业区域评价等<sup>[26]</sup>, 输入参数主要包括气象参数、土壤参数、作物参数等。参考王学梅等<sup>[27-28]</sup>在干旱区小麦上 SWAP 模型参数敏感性分析的结果, 选择敏感性较强的 5 个作物参数作为同化系统中待校正的参数。其他敏感性相对较低的参数通过田间试验、模型默认或参考他人研究成果的方式确定, 具体参数值见表 2。

2019—2020 年的田间试验观测数据一方面用于验证同化模拟系统在不同水分条件下模拟的准确性, 另一方面用于确定 SWAP 模型中敏感性相对较低的基础参数, 作为 SWAP-IES 同化模拟系统中旱区春小麦的基本信息。利用田间试验数据率定的基础作物参数和方法如下:

1) 开花到成熟时的积温 (Tsumam): 利用气温数据和观测的物候期结合有效积温公式计算得到; 2) 出苗时的生物量 (TDWI): 在出苗时取样烘干称质量测定; 3) 出苗时的叶面积指数 (LAIem): 在出苗时测定样穴内全部植株的叶片面积换算得到; 4) 比叶面积 (SLA): 通过测定全生育期内叶片面积和干质量计算得到; 5) 最大 CO<sub>2</sub> 同化速率: 通过测定特征生育期光响应曲线计算得到; 6) 叶面积指数日最大相对增速 (RGRLAI): 利用全生育期叶面积指数和积温计算得到。

表 2 SWAP 模型中春小麦主要基础作物参数值及来源

Table 2 Parameter values and sources of the main basic crops of spring wheat in the SWAP model

序号 Serial number	参数名称 Parameter name	定义 Definition	取值 Value	来源 Source
1	TSUMAM	开花到成熟积温/ $^{\circ}\text{C}$	912.35	田间实测
2	TDWI	出苗时的生物量/ $(\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2})$	185.6	田间实测
3	LAIEM	出苗时的叶面积指数/ $(\text{m}^2\cdot\text{m}^{-2})$	0.141	田间实测
4	SLA	比叶面积/ $(\text{hm}^2\cdot\text{kg}^{-1})$	$2.1\times 10^{-3}$	田间实测
5	AMAX0	出苗时的最大 $\text{CO}_2$ 同化率/ $(\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}\cdot\text{h}^{-1})$	45	田间实测
6	AMAX1	开花时的最大 $\text{CO}_2$ 同化率/ $(\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}\cdot\text{h}^{-1})$	45	田间实测
7	AMAX2	乳熟时的最大 $\text{CO}_2$ 同化率/ $(\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}\cdot\text{h}^{-1})$	25	田间实测
8	RGR LAI	叶面积指数日最大相对增速/ $(\text{hm}^2\cdot\text{hm}^{-2})$	$6.4\times 10^{-3}$	田间实测
9	CVR	根生长同化物转化效率/ $(\text{kg}\cdot\text{kg}^{-1})$	0.694	模型默认
10	CVS	茎生长同化物转化效率/ $(\text{kg}\cdot\text{kg}^{-1})$	0.662	模型默认
11	TBASE	出苗最低温度下限/ $^{\circ}\text{C}$	5	模型默认
12	Q10	温度每增加 $10^{\circ}\text{C}$ 呼吸速率相对增加率	2	模型默认
13	RML	叶相对维持呼吸速率/ $(\text{kg}\cdot\text{kg}^{-1}\cdot\text{d}^{-1})$	0.03	模型默认
14	RMO	贮存器官相对维持呼吸速率/ $(\text{kg}\cdot\text{kg}^{-1}\cdot\text{d}^{-1})$	0.01	模型默认
15	RMR	根相对维持呼吸速率/ $(\text{kg}\cdot\text{kg}^{-1}\cdot\text{d}^{-1})$	0.015	模型默认
16	RMS	茎相对维持呼吸速率/ $(\text{kg}\cdot\text{kg}^{-1}\cdot\text{d}^{-1})$	0.015	模型默认
17	HLIM1	根系可以从土壤中吸水时的土壤水水势上限/cm	-0.1	参考文献 [3]
18	HLIM2U	土壤上层根系吸水项不受水应力影响的土壤水水势上限/cm	-1	参考文献 [3]
19	HLIM2 L	所有土层根系吸水项不受水应力影响的土壤水水势上限/cm	-1	参考文献 [3]
20	HLIM3H	在高气压下根系吸水项不受水分胁迫影响的土壤水水势下限/cm	-500	参考文献 [3]
21	HLIM3 L	在低气压下根系吸水项不受水分胁迫影响的土壤水水势下限/cm	-900	参考文献 [3]
22	HLIM4	根系停止吸水时土壤水势/cm	$-1.6\times 10^4$	参考文献 [3]

对于土壤参数，将试验区 0~100 cm 土壤分为 3 层，  
土壤水力参数根据实测的土壤机械组成、干容重及水分

特征曲线数据，利用 RETC（retention curve program for  
unsaturated soils）软件拟合得到，具体参数值见表 3。

表 3 试验区不同深度土壤水力参数

Table 3 Hydraulic parameters of soil at different depths in the experimental area

深度 Depth/cm	残留含水率 Residual water content $\theta_r/(\text{cm}^3\cdot\text{cm}^{-3})$	饱和含水率 Saturated water content $\theta_s/(\text{cm}^3\cdot\text{cm}^{-3})$	饱和导水率 Saturated hydraulic conductivity $K_s/(\text{cm}\cdot\text{d}^{-1})$	进气吸力值倒数 Reciprocal of air-entry value $\alpha/\text{cm}^{-1}$	曲线形状系数 Water content shape factor	
					$n$	$\lambda$
0~30	0.052	0.398	58.6	0.051	1.67	0.5
>30~60	0.048	0.414	62.5	0.046	1.73	0.5
>60~100	0.056	0.376	57.9	0.055	1.54	0.5

1.3 SWAP-IES 同化模拟系统

以 LAI 和 SW 为同化的观测变量，利用 IES 数据同化算法，不断调整 SWAP 模型中的关键敏感参数，逐渐减小模型的模拟误差，直至达到预设的收敛标准（图 1）。

IES 算法是一种能同时利用所有观测数据的连续型数据同化方法，其同化思想来源于后验概率密度函数采样的最优化方法，它利用样本集合估计参数-状态的敏感性信息，使用高斯牛顿法迭代更新参数<sup>[29]</sup>。假设模型输入与输出之间关系可以表示为

$$d_{obs} = F(m) + \varepsilon \tag{1}$$

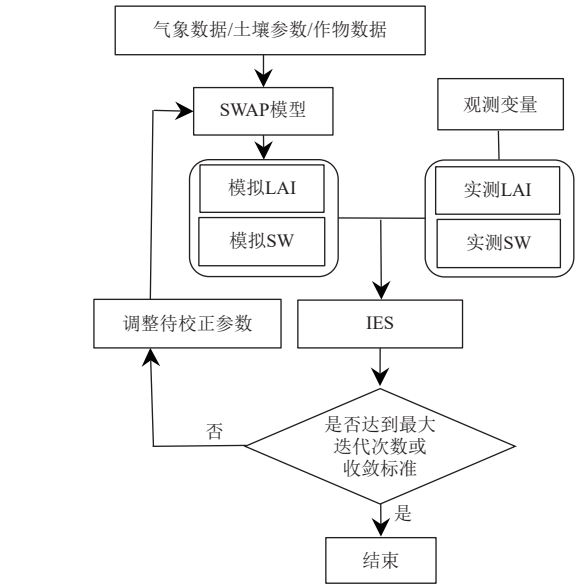
式中  $d_{obs}$  是实测值向量， $F$  是正向模型， $m$  是未知参数向量， $\varepsilon$  为符合均值为 0 协方差为  $C_D=E[\varepsilon\times\varepsilon^T]$  的观测误差向量。然后 IES 可以分以下几个步骤实施：

第一步：从参数的先验分布中产生  $N_e$  个样本构成初始样本集合  $M^0$ ：

$$M^0 = [m_1^0, ..., m_{N_e}^0] \tag{2}$$

式中上标表示迭代次序，下标代表样本序号。 $m_1^0$  为参数第一个样本的先验值， $m_{N_e}^0$  为参数第  $N_e$  个样本的先验值。

第二步：在第  $l$  ( $l=1,2,...$ ) 次迭代中，给定所有时刻的历史观测数据，参数样本  $M^l$  可以根据式（3）完成更新：



注：LAI 为叶面积指数；SW 为土壤水分。  
Note: LAI is the leaf area index; SW is the soil water content.

图 1 土壤-水-大气-植物模型-迭代集合平滑器  
同化模拟系统流程图

Fig.1 Flow chart of soil-water-atmosphere- plant(SWAP)-iterative ensemble smoother(IES) data assimilation system



$$\begin{aligned} \mathbf{M}^{l+1} = & \beta_l \mathbf{M}^0 + (1 - \beta_l) \mathbf{M}^l - \beta_l \mathbf{C}_M \mathbf{G}_l^T (\mathbf{C}_D + \mathbf{G}_l \mathbf{C}_M \mathbf{G}_l^T)^{-1} \\ & \times [\mathbf{F}(\mathbf{M}^l) - \mathbf{d}_{obs} - \mathbf{G}_l (\mathbf{M}^l - \mathbf{M}^0)] \end{aligned} \quad (3)$$

式中  $\beta_l$  为调整迭代步长的参数,  $\mathbf{C}_M = \Delta \mathbf{M}^0 (\Delta \mathbf{M}^0)^T / (N_e - 1)$  代表参数的先验协方差, 其在整个迭代过程中保持不变。 $\Delta \mathbf{M}^0$  表示矩阵  $\mathbf{M}^0$  与其均值的偏差,  $\mathbf{G}_l$  为基于集合平均的敏感性矩阵。

第三步：重复步骤二，直到达到 IES 预设的收敛标准。

1.4 数据同化模拟方案

实践中春小麦品种特性往往具有较大的不确定性，是制约作物生长模型准确模拟作物生长过程的关键因素。因此，本文用最敏感的 5 个模型参数来表征未知的品种特性信息，利用田间试验数据评估 SWAP-IES 系统是否能够通过吸收观测数据校正模型中未知的关键敏感参数，实现作物长势和产量的准确模拟。根据 SWAP 模型敏感性分析结果<sup>[27-28]</sup>，选择 TSUMEA、CVO、SPAN、EFF、CVL 5 个关键敏感的作物参数作为待校正参数，根据文献<sup>[30-31]</sup>及实测数据得到待校正参数的先验均值与上下限，如表 4 所示。

表 4 待校正参数的先验均值及取值范围

Table 4 The priori mean and value range of the parameters to be corrected

简称	模型参数	先验值	下限	上限
Abbreviations	Model parameter	Priori value	Lower limit	Upper limit
TSUMEA	出苗到开花的积温/℃	1 100	150	1 200
CVO	储存器官同化物转化效率/(kg·kg <sup>-1</sup> )	0.7	0.45	0.85
SPAN	叶片衰老系数/d	40	17	50
EFF	叶片光能利用效率/(kg·hm <sup>-2</sup> ·h <sup>-1</sup> ·J <sup>-1</sup> ·m <sup>-2</sup> ·s <sup>-1</sup> )	0.45	0	0.5
CVL	叶同化物转化效率/(kg·kg <sup>-1</sup> )	0.7	0.6	0.76

本文共设置了 12 个同化模拟情景（表 5）。情景 1 不同化观测数据，仅利用待校正参数的先验值进行模拟，情景 2、情景 3 和情景 4 使用了所有 6 次观测数据，用来评估吸收不同观测变量及其组合对同化结果的影响。情景 5~情景 12 按生育期分别添加观测数据，用来评估观测时期对同化结果的影响。模拟中假定土壤在水平方向上是匀质的，作物参数中除待校正的参数外其余参数在不同处理下均保持不变。土壤垂直方向水分运动范围假设为 1 m，将垂直方向土壤剖面离散为 50 个网格，每个网格 2 cm，每个网格压力水头的初始值统一设置为 -100 cm，上边界条件为大气边界，下边界条件为自由排水边界。参数 TSUMEA、CVO、SPAN、EFF、CVL 在同化过程中以 0.04、0.08、0.10、0.24、0.08 为方差生成先验值集合。用于数据同化的 LAI 和 SW 等观测变量为大田试验的实测数据，利用高斯噪声将观测变量分别以 0.10 和 0.01 为方差进行扰动，生成观测值样本集合。情景 1~情景 4 在模型中同化观测数据后优化得到的不确定性参数取值见表 6。

1.5 模拟精度评价指标

采用决定系数 ( $R^2$ )、均方根误差 ( $S_{RMSE}$ )、标准

均方根误差 ( $S_{NRMSE}$ ) 和相对误差 ( $S_{RE}$ ) 等指标对模拟结果进行评价，其中  $R^2$  越接近 1， $S_{RMSE}$  和  $S_{RE}$  越小表示模拟精度越高， $S_{NRMSE} \leq 10\%$  表示精度极高， $10\% < S_{NRMSE} \leq 20\%$  表示高精度， $20\% < S_{NRMSE} \leq 30\%$  表示中等精度， $S_{NRMSE} > 30\%$  表示精度较低<sup>[32]</sup>。

表 5 同化模拟情景设置

Table 5 Assimilation simulation scenario settings

情景	纳入变量	目标
Scenario	Fusion variables	Target
1	无	不同化观测数据的模拟效果
2	LAI (全生育期)	同化 LAI 的模拟效果
3	SW (全生育期)	同化 SW 的模拟效果
4	LAI+SW (全生育期)	同化 LAI+SW 的模拟效果
5	LAI+SW (苗期)	
6	LAI+SW (拔节期)	
7	LAI+SW (孕穗期)	
8	LAI+SW (开花期)	观测时期对同化模拟
9	LAI+SW (灌浆期)	结果的影响
10	LAI+SW (成熟期)	
11	LAI+SW (拔节期+开花期)	
12	LAI+SW (拔节期+孕穗期+开花期)	

表 6 不同处理各同化情景下待校正参数的取值

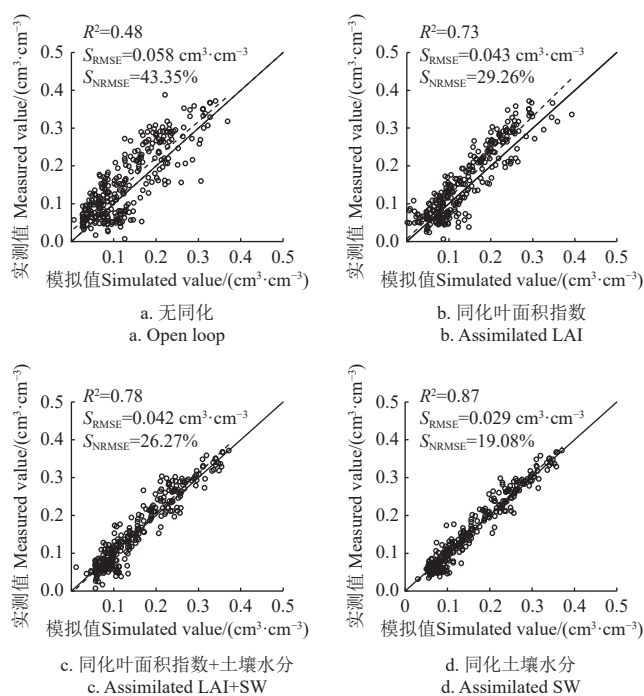
Table 6 The values of parameters to be corrected under different assimilation scenarios of different treatments

年份	处理	同化指标	待校正参数				
			Parameters to be corrected				
Year	Treatments	Assimilation index	TSUMEA	SPAN	EFF	CVL	CVO
2019	T1	LAI	1 174.47	32.91	0.56	0.71	0.71
		SW	1 180.05	33.39	0.51	0.72	0.73
		LA+SW	1 174.21	33.07	0.56	0.72	0.71
		无同化	1 195.23	33.72	0.51	0.72	0.73
	T2	LAI	1 181.64	35.40	0.57	0.72	0.73
		SW	1 175.23	33.65	0.52	0.72	0.73
		LA+SW	1 176.47	35.45	0.56	0.73	0.73
		无同化	1 188.48	33.78	0.51	0.72	0.73
	T3	LAI	1 182.58	34.76	0.62	0.72	0.75
		SW	1 162.15	33.29	0.51	0.72	0.73
		LA+SW	1 182.22	34.85	0.62	0.73	0.73
		无同化	1 193.47	33.75	0.51	0.72	0.73
	T4	LAI	1 184.09	32.60	0.51	0.74	0.75
		SW	1 179.61	33.38	0.52	0.72	0.72
		LA+SW	1 183.97	32.66	0.50	0.74	0.75
		无同化	1 180.42	33.76	0.51	0.72	0.73
	T5	LAI	1 194.15	34.86	0.47	0.75	0.77
		SW	1 179.07	33.66	0.51	0.71	0.72
		LA+SW	1 194.12	34.86	0.47	0.77	0.75
		无同化	1 182.37	33.78	0.51	0.72	0.73
	T1	LAI	1 207.87	34.26	0.36	0.75	0.79
		SW	1 189.15	33.48	0.52	0.72	0.73
		LA+SW	1 208.04	34.17	0.36	0.76	0.79
		无同化	1 197.47	33.77	0.51	0.72	0.73
	T2	LAI	1 215.67	35.68	0.45	0.76	0.80
		SW	1 179.04	33.55	0.50	0.71	0.72
		LA+SW	1 215.66	35.55	0.45	0.77	0.78
		无同化	1 174.36	33.77	0.51	0.72	0.73
2020	T3	LAI	1 213.74	32.52	0.39	0.77	0.81
		SW	1 179.61	33.70	0.53	0.72	0.73
		LA+SW	1 213.19	32.16	0.39	0.76	0.80
		无同化	1 177.43	33.79	0.52	0.72	0.73
	T4	LAI	1 216.81	33.69	0.53	0.79	0.81
		SW	1 179.57	33.83	0.53	0.72	0.72
		LA+SW	1 210.48	33.55	0.33	0.80	0.79
		无同化	1 108.42	33.80	0.52	0.72	0.73
	T5	LAI	1 221.43	34.21	0.53	0.83	0.85
		SW	1 216.82	34.21	0.39	0.83	0.85
		LA+SW	1 229.03	34.12	0.33	0.85	0.80
		无同化	1 181.47	33.81	0.52	0.72	0.73

## 2 结果与分析

### 2.1 同化不同观测变量对土壤水分模拟的影响

图2为SWAP-IES系统同化不同观测变量对2019和2020年T1~T5处理土壤水分模拟的影响。不同化任何观测数据时,模型对土壤水分模拟的精度最低( $R^2=0.48$ ,  $S_{RMSE}=0.058\text{ cm}^3/\text{cm}^3$ ,  $S_{NRMSE}=43.35\%$ )。同化观测变量后,模型对土壤水分的模拟均达到中等以上精度,其中同化LAI时模拟的 $R^2=0.73$ ,  $S_{RMSE}=0.043\text{ cm}^3/\text{cm}^3$ ,  $S_{NRMSE}=29.26\%$ ,为中等精度。同化LAI+SW时,对土壤水分的模拟精度较同化LAI有所提高,但仍然为中等精度( $S_{NRMSE}>20\%$ )。仅同化SW时SWAP-IES系统对土壤水分模拟的精度最高, $R^2=0.87$ ,  $S_{RMSE}=0.029\text{ cm}^3/\text{cm}^3$ ,  $S_{NRMSE}=19.08\%$ ,表现为高精度。这说明同化土壤水分可显著提高SWAP-IES系统对土壤水分的模拟精度,为后期准确模拟作物水分胁迫状况、腾发量等奠定基础。



注:  $S_{RMSE}$  为均方根误差;  $S_{NRMSE}$  为标准均方根误差。

Note:  $S_{RMSE}$  is the root mean square error;  $S_{NRMSE}$  is the standard root mean square error.

图2 同化不同观测变量对土壤水分模拟的影响(2019—2020)

Fig.2 Effects of assimilation of different observation variables on soil moisture simulation (2019—2020)

### 2.2 各处理同化不同观测变量对生长指标模拟的影响

以2019年T1为例来说明SWAP-IES系统同化不同观测变量时各待校正参数样本对春小麦LAI、生物量和株高的模拟(图3)。不同化任何观测数据时,各样本对LAI、生物量和株高模拟的平均值和实测值的 $S_{RMSE}$ 分别为 $0.61\text{ m}^2/\text{m}^2$ 、 $1\,550.19\text{ kg}/\text{hm}^2$ 和 $7.89\text{ cm}$ 。同化SW时,各样本对3指标模拟的平均值和实测值的 $S_{RMSE}$ 分别为 $0.52\text{ m}^2/\text{m}^2$ 、 $984.33\text{ kg}/\text{hm}^2$ 和 $6.08\text{ cm}$ (图3a)。同化LAI时对3指标模拟的 $S_{RMSE}$ 分别降低为 $0.30\text{ m}^2/\text{m}^2$ 、 $733.94\text{ kg}/\text{hm}^2$ 和 $2.68\text{ cm}$ (图3b)。同化LAI+SW时对3指标模拟的 $S_{RMSE}$ 分别为 $0.32\text{ m}^2/\text{m}^2$ 、 $437.63\text{ kg}/\text{hm}^2$ 和

$2.28\text{ cm}$ (图3c)。 $S_{NRMSE}$ 和 $R^2$ 也类似,同化SW时对各指标模拟的 $S_{NRMSE}$ 较无同化降低 $12.8\%\sim 54.47\%$ , $R^2$ 提高 $17.24\%\sim 33.33\%$ 。同化LAI时,各指标模拟的 $S_{NRMSE}$ 较无同化下降了 $50.07\%\sim 79.89\%$ , $R^2$ 提高了 $42.18\%\sim 66.67\%$ 。同化LAI+SW时,各指标模拟的 $S_{NRMSE}$ 较无同化降低 $45.9\%\sim 82.88\%$ , $R^2$ 提高 $48.28\%\sim 68.4\%$ 。说明在T1处理中仅同化LAI时模型对LAI的模拟精度最高,而同化LAI+SW对生物量和株高的模拟效果最好。

可见,在SWAP-IES系统中仅利用参数样本的先验值无法准确模拟春小麦生长过程,同化不同观测变量,均能改善春小麦生长指标的模拟效果,降低各样本模拟的不确定性。

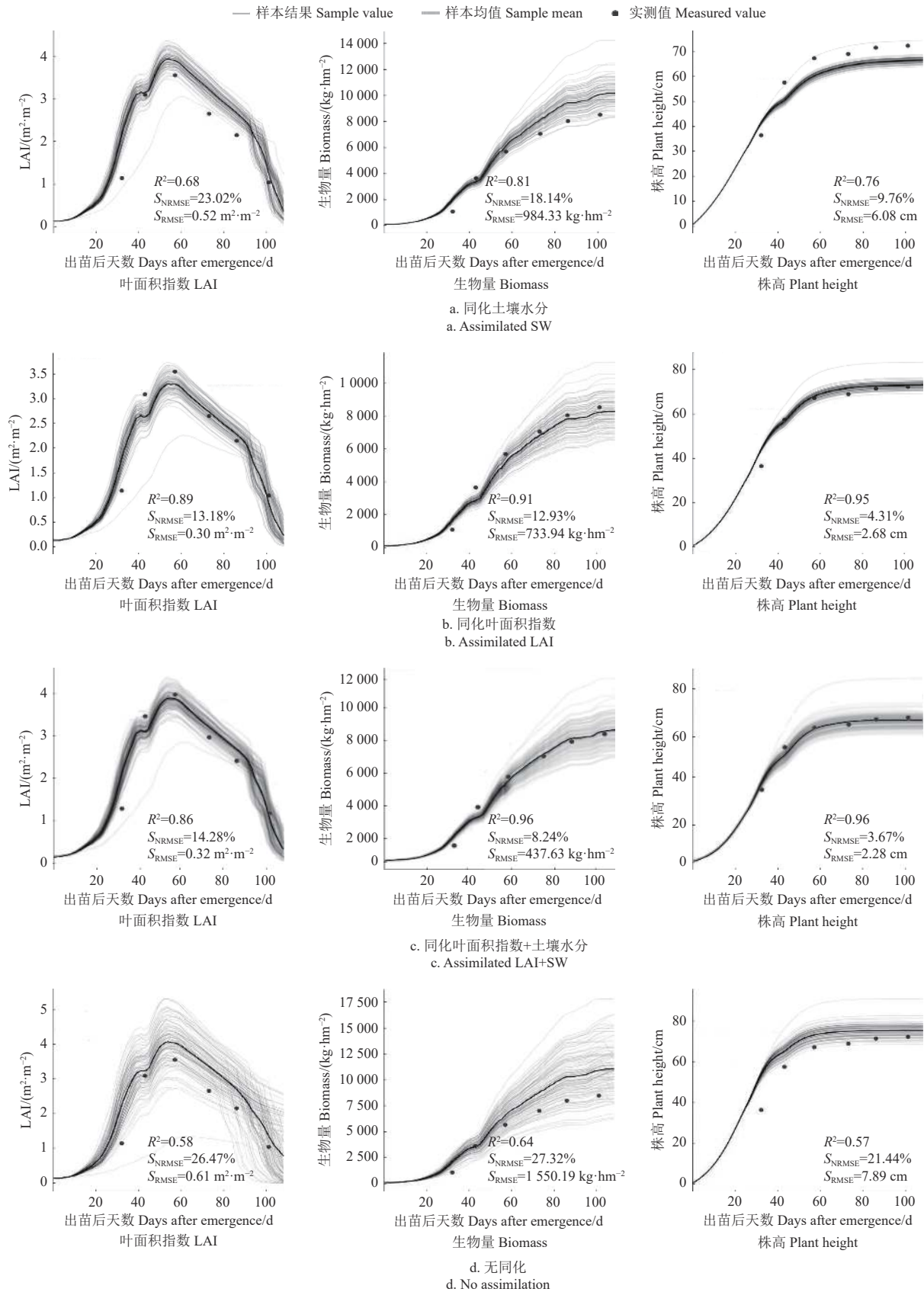
表7为SWAP-IES系统同化不同观测变量对2019—2020年各处理生长指标模拟的 $R^2$ 、 $S_{RMSE}$ 和 $S_{NRMSE}$ 值。不同化任何观测数据时,模型对LAI、株高和生物量模拟的 $R^2$ 介于 $0.31\sim 0.67$ , $S_{RMSE}$ 分别为 $0.63\sim 0.96\text{ m}^2/\text{m}^2$ 、 $5.90\sim 7.99\text{ cm}$ 和 $1\,289.00\sim 1\,808.00\text{ kg}/\text{hm}^2$ , $S_{NRMSE}$ 均大于 $20\%$ ,各处理均处于中等精度以下。同化SW时模型对LAI、株高和生物量模拟的 $R^2$ 介于 $0.49\sim 0.83$ , $S_{NRMSE}$ 介于 $10.47\%\sim 27.96\%$ , $S_{RMSE}$ 分别介于 $0.38\sim 0.69\text{ m}^2/\text{m}^2$ 、 $4.30\sim 6.28\text{ cm}$ 和 $789.00\sim 1\,134.00\text{ kg}/\text{hm}^2$ ,仍有部分指标处于中等精度以下。同化LAI时模型对LAI模拟的精度显著提高, $R^2$ 介于 $0.76\sim 0.96$ 之间, $S_{RMSE}$ 介于 $0.22\sim 0.48\text{ m}^2/\text{m}^2$ , $S_{NRMSE}$ 介于 $7.66\%\sim 19.38\%$ ,各处理均达到高精度水平。同化LAI+SW能显著改善生物量的模拟结果, $R^2$ 可达到 $0.73\sim 0.92$ ,特别是T1~T3处理, $R^2$ 较无同化最大可提高 $112.5\%$ 。 $S_{RMSE}$ 介于 $384.00\sim 705.00\text{ kg}/\text{hm}^2$ , $S_{NRMSE}$ 介于 $6.52\%\sim 14.02\%$ ,模拟结果均达到高精度以上。株高无明显规律,但2a中各处理同化LAI和LAI+SW对株高的模拟均达到高精度或极高精度, $R^2$ 为 $0.71\sim 0.96$ , $S_{RMSE}$ 为 $2.30\sim 5.16\text{ cm}$ , $S_{NRMSE}$ 为 $3.25\%\sim 10.84\%$ 。可见选择不同的观测变量,SWAP-IES系统对春小麦生长指标模拟结果有所差异,需根据研究目的选择适宜的观测变量进行同化模拟。

### 2.3 同化不同观测变量对估产的影响

图4为SWAP-IES系统同化不同观测变量对2019和2020年T1~T5处理春小麦估产的结果。无同化时模型对春小麦产量预测的精度较低, $R^2$ 为 $0.45$ , $S_{RMSE}$ 为 $1\,259.34\text{ kg}/\text{hm}^2$ , $S_{NRMSE}$ 为 $28.38\%$ ,这是因为参数先验值及模型本身的不确定性等导致的。同化SW改善了模型对春小麦产量的预测效果, $R^2$ 提高到 $0.66$ , $S_{RMSE}$ 减小了 $355.57\text{ kg}/\text{hm}^2$ , $S_{NRMSE}$ 减小了 $6.73\%$ ,但是改善效果有限,模拟结果仍为中精度。同化LAI时,对产量模拟的精度进一步提高, $R^2$ 为 $0.79$ , $S_{RMSE}$ 为 $698.49\text{ kg}/\text{hm}^2$ , $S_{NRMSE}$ 为 $16.74\%$ ,达到高精度水平。同化LAI+SW时,模型对春小麦产量模拟的精度最高, $R^2$ 为 $0.87$ , $S_{RMSE}$ 为 $561.54\text{ kg}/\text{hm}^2$ , $S_{NRMSE}$ 为 $13.45\%$ 。无同化情景下估产的 $S_{RE}$ 介于 $10.89\%\sim 40.34\%$ ,各处理均比同化情景大。T1、T2和T3处理下2a均为同化LAI+SW时估产的 $S_{RE}$ 最小,T1两年分别为 $6.13\%$ 和 $8.38\%$ ,T2分别为 $3.87\%$ 和 $4.69\%$ ,T3分别为 $6.11\%$ 和 $7.4\%$ 。T4和T5处理同化LAI时模型估产的 $S_{RE}$ 均在 $10\%$ 以内( $4.05\%\sim$

9.17%)，小于其他情形。可见在 SWAP-IES 同化模拟系统中融入 LAI 观测数据后，其估产精度显著提高，继

续添加 SW，估产能力会进一步提高，特别在中度或重度水分胁迫处理下 (T1~T3)。



注：不同样本结果表示 100 个待校正参数样本迭代后模拟的结果。

Note: Different sample values indicate simulated results of 100 parameter samples to be corrected after iteration.

图 3 SWAP-IES 系统同化不同观测变量对小麦生长指标的模拟 (2019 年 T1 处理)

Fig.3 Simulation of wheat growth indicators by assimilating different observation variables in the SWAP-IES system (T1 in 2019)



表 7 SWAP-IES 系统同化不同观测变量对春小麦生长指标模拟的  $R^2$ 、 $S_{RMSE}$  和  $S_{NRMSE}$

Table 7  $R^2$ ,  $S_{NRMSE}$  and  $S_{NRMSE}$  values of simulating spring wheat growth index by using SWAP-IES system to assimilate different observation variables

年份 Year	模拟指标 Indexes for simulation	处理 Treatments	同化叶面积指数 Assimilated LAI			同化土壤水分 Assimilated SW			同化叶面积指数+土壤水分 Assimilated LAI+SW			无同化 Open loop		
			$R^2$	$S_{RMSE}$	$S_{NRMSE}/\%$	$R^2$	$S_{RMSE}$	$S_{NRMSE}$	$R^2$	$S_{RMSE}$	$S_{NRMSE}$	$R^2$	$S_{RMSE}$	$S_{NRMSE}$
2019	LAI	T2	0.94	0.29	8.54	0.72	0.38	19.47	0.91	0.21	15.62	0.61	0.68	29.36
		T3	0.92	0.27	16.48	0.75	0.54	25.36	0.88	0.37	12.31	0.56	0.65	24.39
		T4	0.94	0.22	9.47	0.78	0.47	26.49	0.85	0.39	16.88	0.62	0.79	32.47
		T5	0.96	0.34	7.66	0.65	0.51	22.37	0.81	0.44	11.47	0.54	0.81	29.55
	株高	T2	0.88	2.80	4.49	0.81	4.30	10.47	0.91	3.80	3.73	0.46	5.90	25.64
		T3	0.91	2.70	3.25	0.79	5.30	13.61	0.94	4.20	4.28	0.52	6.40	23.47
		T4	0.96	3.30	5.68	0.83	6.20	12.58	0.89	5.10	3.94	0.61	7.30	19.81
		T5	0.95	2.30	7.44	0.73	5.90	11.49	0.94	3.50	5.66	0.55	7.90	24.45
	生物量	T2	0.84	662.00	16.57	0.77	819.00	20.47	0.92	384.00	6.52	0.52	1 533.00	25.46
		T3	0.87	701.00	11.55	0.82	823.00	16.57	0.84	534.00	8.91	0.67	1 788.00	28.66
		T4	0.91	644.00	10.68	0.78	789.00	14.59	0.89	488.00	9.36	0.58	1 289.00	32.16
		T5	0.96	782.00	6.88	0.74	952.00	17.36	0.81	655.00	11.62	0.62	1 592.00	29.57
2020	LAI	T1	0.78	0.46	15.88	0.60	0.62	25.12	0.83	0.45	17.48	0.51	0.63	28.97
		T2	0.76	0.48	8.84	0.53	0.47	21.67	0.80	0.37	16.02	0.46	0.88	32.36
		T3	0.84	0.44	19.38	0.56	0.69	27.96	0.77	0.56	14.41	0.52	0.83	26.29
		T4	0.83	0.37	10.87	0.76	0.64	27.69	0.78	0.42	9.38	0.48	0.96	34.37
		T5	0.90	0.43	8.56	0.49	0.65	24.77	0.61	0.59	13.77	0.35	0.91	32.05
	株高	T1	0.94	2.74	6.31	0.70	6.10	12.56	0.89	2.29	5.87	0.53	7.93	23.94
		T2	0.86	2.83	6.49	0.76	4.39	12.77	0.76	3.90	6.63	0.31	5.91	28.44
		T3	0.88	2.74	4.85	0.62	5.33	17.21	0.92	4.30	8.78	0.40	6.45	23.87
		T4	0.86	3.33	6.98	0.67	6.28	15.68	0.71	5.16	10.84	0.60	7.37	22.01
		T5	0.88	2.39	9.24	0.57	5.91	12.49	0.74	3.57	8.56	0.47	7.99	26.95
	生物量	T1	0.78	823.00	14.53	0.76	1 134.00	19.84	0.87	607.00	11.74	0.57	1 750.00	30.62
		T2	0.80	732.00	18.47	0.63	949.00	22.67	0.85	454.00	7.92	0.40	1 673.00	26.56
		T3	0.83	761.00	13.55	0.76	843.00	17.77	0.83	694.00	9.31	0.63	1 808.00	29.86
		T4	0.77	844.00	13.78	0.59	869.00	16.59	0.75	578.00	11.06	0.50	1 479.00	33.06
		T5	0.82	932.00	9.38	0.70	1 062.00	19.36	0.73	705.00	14.02	0.54	1 752.00	31.77

注：对 LAI、株高和生物量模拟的  $S_{RMSE}$  的单位分别为  $\text{m}^2 \cdot \text{m}^{-2}$ 、cm 和  $\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ ； $S_{NRMSE}$  单位为 %。  
Note: The units of  $S_{RMSE}$  simulated for LAI, plant height, and biomass are  $\text{m}^2 \cdot \text{m}^{-2}$ , cm and  $\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ , respectively; The unit of  $S_{NRMSE}$  is %.

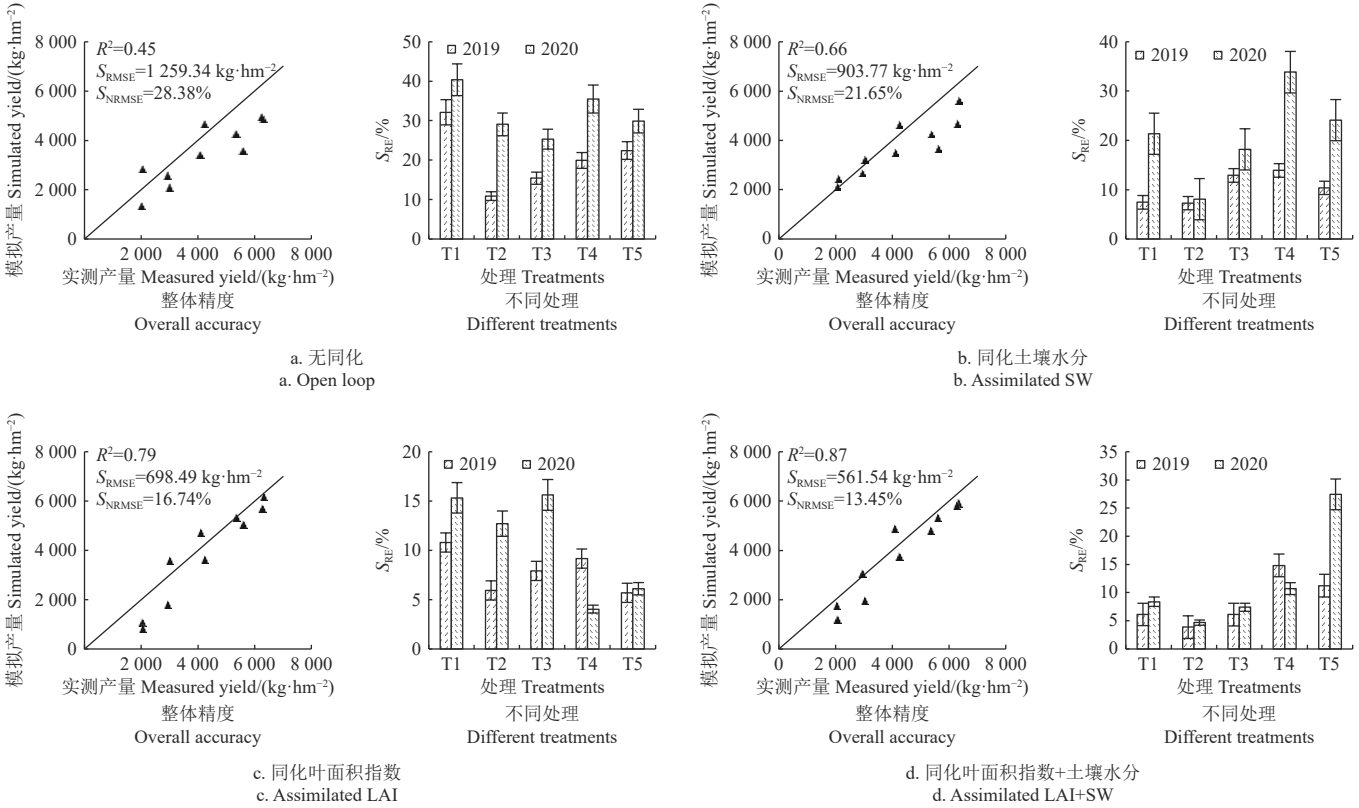


图 4 同化不同观测变量的估产效果 (2019—2020 年)

Fig.4 Yield estimation effect of assimilating different observation variable (2019—2020)

2.4 观测变量的观测时间对估产的影响

图 5 为同化数据观测生育期对估产精度的影响。单

个生育期观测数据中同化开花期的 LAI+SW 对提高 SWAP-IES 系统估产精度的作用最大 ( $R^2$  从无同化的 0.45 提高到

0.74,  $S_{RMSE}$  和  $S_{NRMSE}$  分别从无同化的 1259.34 kg/hm<sup>2</sup>、28.38% 降低到 676.19 kg/hm<sup>2</sup>、17.11%), 其次为同化拔节期和孕穗期的观测数据。同化多个生育期的观测数据可显著提高模型的估产精度, 同化拔节期和开花期的 LAI+SW 观测数据时估产的  $R^2=0.79$ ,  $S_{RMSE}=610.80$  kg/hm<sup>2</sup>,  $S_{NRMSE}=$

15.12%, 同化拔节期、孕穗期和开花期 3 个生育期的 LAI+SW 观测数据时估产的  $R^2=0.83$ ,  $S_{RMSE}=598.99$  kg/hm<sup>2</sup>,  $S_{NRMSE}=14.46\%$ 。说明 SWAP-IES 系统在同化模拟过程中, 应重点选择开花期、拔节期等关键生育期的观测数据进行同化模拟, 以实现提高模拟精度、减少田间观测强度的目的。

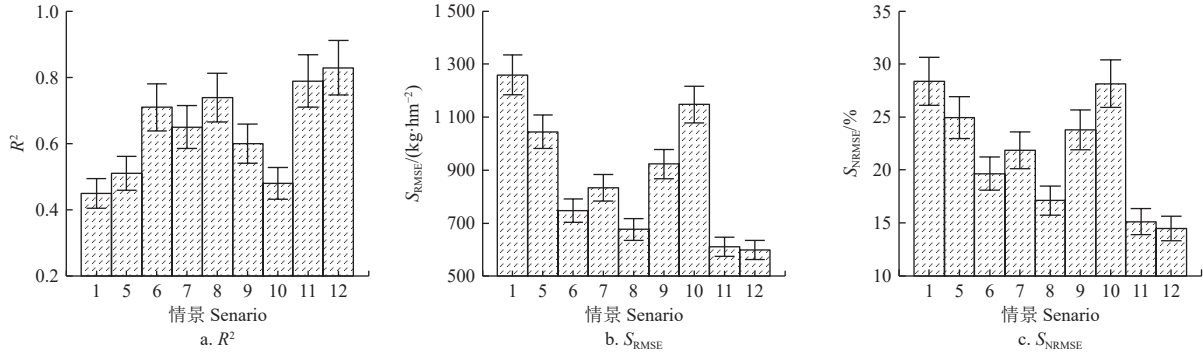


图 5 同化数据观测生育期对 SWAP-IES 系统估产精度的影响

Fig.5 Impacts of assimilating data of growth period on the yield estimation accuracy of the SWAP-IES system

### 3 讨论

本文将 SWAP 模型和 IES 数据同化算法相结合, 构建了 SWAP-IES 同化模拟系统, 以春小麦大田试验为基础, 评价了观测变量的选择对准确模拟春小麦长势和产量的价值。作物生长及农田土壤环境各指标间相互影响, 在作物生长模型中同化任意一个指标, 均可提高与该指标相关的其他指标的模拟精度, 特别是 LAI 和生物量等关联性较强的指标<sup>[33]</sup>。本文中同化 LAI 显著提高了 SWAP-IES 系统对春小麦 LAI、生物量和产量的模拟精度,  $R^2$  达到 0.76~0.96, 在无水胁迫或轻度水分胁迫下改善效果更为显著, 这和 DONG 等<sup>[34]</sup> 在 SAFY 模型中同化 LAI 对加拿大东北部冬小麦模拟的结论一致。本文中 T4 和 T5 处理同化 LAI 时估产的相对误差均在 10% 以内, 说明小麦受轻度或不受水分胁迫时, LAI 就能反映大部分作物生长和农田环境信息, 仅同化 LAI 就可实现农田尺度的准确估产, 这和 LI 等<sup>[35-36]</sup> 的研究结果一致。借助遥感信息将作物生长模型扩展到区域尺度, 同化 LAI 后在县域尺度估产的误差在 14.8% 以内<sup>[37-38]</sup>, 说明在正常生长条件下, 同化 LAI 后在农田和区域尺度均能准确模拟小麦生长过程和产量形成。

在重度水分胁迫条件下, 仅同化 LAI 无法实现准确估产, 本文 T1 和 T2 处理在仅同化 LAI 时估产的相对误差为 5.94%~15.32%, 显著低于同化 LAI+SW 的情景, 这可能是因为小麦在水分胁迫下, 作物会产生耐旱的保护机制, 而模型无法准确描述这一生理变化, 造成对耗水量模拟误差, 导致模拟的产量偏小。同化 LAI+SW 后, 修正了作物生长发育和土壤水平衡过程, 对土壤水分的模拟精度显著提高, 进而提高了估产效果, 说明所构建的 SWAP-IES 系统中 LAI 为春小麦准确估产的必须观测变量, 在水分胁迫较重时还需要增加 SW 作为观测变量, 这与 PAN 等<sup>[39-40]</sup> 研究结果一致。除了土壤水分外, 增

加腾发量<sup>[41]</sup> 等其他观测数据, 同样能提高水分胁迫逆境等条件下模型对作物产量的模拟精度。作物不同生育期的生长和土壤水分信息对估产的价值不同<sup>[42]</sup>, 在同化模拟系统中融入更多有效信息后, 模拟精度逐步提高, 但是过多的观测数据会增加观测和计算成本, 因此本文评价了观测变量的观测时期对估产的影响, 寻求合理的观测生育期, 以提高同化模拟的效率。受作物品种、土壤、气象等空间异质性制约, 目前作物生长模型同化系统在区域估产方面往往精度有限, 如何提高遥感反演观测变量的准确度, 科学选择观测变量和同化时序, 以及模型从验证向预估转变等是未来研究的重点。

### 4 结论

本文融合土壤-水-大气-植物模型 (soil-water-atmosphere-plant, SWAP) 和迭代集合平滑器算法 (iterative ensemble smoother, IES) 构建了 SWAP-IES 作物同化模拟系统, 利用宁夏引黄灌区春小麦灌水量试验多时序叶面积指数 (leaf area index, LAI) 和表层土壤水分 (soil water content, SW) 的观测数据, 评价了同化不同观测变量在春小麦长势和产量模拟中的价值。主要结论如下:

1) 同化 LAI+SW 和 SW 时, 对土壤含水率模拟的  $R^2$  从无同化的 0.48 分别提高到 0.78 和 0.87, 表明同化变量中增加 SW 能显著改善模型对土壤水分的模拟效果, 为不同水分处理下准确模拟春小麦生长过程和产量形成奠定基础。

2) 同化 LAI+SW 时估产效果最好,  $R^2$  从无同化的 0.45 提高到 0.87。无同化时模型估产的误差最大, 相对误差介于 10.89%~40.34%, T1~T3 处理同化 LAI+SW 时估产效果最好, 相对误差为 3.87%~8.38%, T4~T5 处理同化 LAI 时估产效果最好, 相对误差为 4.05%~9.17%。

3) 单个生育期中开花期的观测数据对提高 SWAP-IES 系统估产精度的作用最大, 同化开花期 LAI+SW 时



估产的  $R^2$  可从无同化的 0.45 提高到 0.74, 其次为拔节期。同时同化拔节期和开花期 2 个生育期 LAI+SW 观测数据时估产的  $R^2$  可达到 0.79。

#### [参 考 文 献]

- [1] 陈先冠, 冯利平, 白慧卿, 等. 基于小麦模型算法集成平台的三种水分胁迫算法比较[J]. 农业工程学报, 2021, 37(16): 47-57.  
CHEN Xianguan, FENG Liping, BAI Huiqing, et al. Comparison of three water stress algorithms based on the integration platform of wheat model algorithms[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2021, 37(16): 47-57. (in Chinese with English abstract)
- [2] 朱艳, 汤亮, 刘蕾蕾, 等. 作物生长模型 (CropGrow) 研究进展[J]. 中国农业科学, 2020, 53(16): 3235-3256.  
ZHU Yan, TANG Liang, LIU Leilei, et al. Research progress on the crop growth model CropGrow[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2020, 53(16): 3235-3256. (in Chinese with English abstract)
- [3] 冯绍元, 蒋静, 霍再林, 等. 基于 SWAP 模型的春小麦咸水非充分灌溉制度优化[J]. 农业工程学报, 2014, 30(9): 66-75.  
FENG Shaoyuan, JIANG Jing, HUO Zailin, et al. Optimization of irrigation scheduling under deficit irrigation with saline water for spring wheat based on SWAP model[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2014, 30(9): 66-75. (in Chinese with English abstract)
- [4] 袁成福, 冯绍元, 蒋静, 等. 咸水非充分灌溉条件下土壤水盐运动 SWAP 模型模拟[J]. 农业工程学报, 2014, 30(20): 72-82.  
YUAN Chengfu, FENG Shaoyuan, JIANG Jing, et al. Simulation of water-salt transport by SWAP model under deficit irrigation with saline water[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2014, 30(20): 72-82. (in Chinese with English abstract)
- [5] EITZINGER J, TRNKA M, HOSCH J, et al. Comparison of CERES, WOFOST and SWAP models in simulating soil water content during growing season under different soil conditions[J]. Ecological Modelling, 2004, 171(3): 223-246.
- [6] 任健, 王同朝, 梁浩, 等. 改进 WHCNS 模型模拟耕作方式对作物生长和水分利用效率的影响[J]. 农业工程学报, 2022, 38(14): 117-126.  
REN Jian, WANG Tongchao, LIANG Hao, et al. Simulation of the effects of different tillage practices on crop growth and water use efficiency using improved WHCNS model[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2022, 38(14): 117-126. (in Chinese with English abstract)
- [7] MA C, LIU M, DING F, et al. Wheat growth monitoring and yield estimation based on remote sensing data assimilation into the SAFY crop growth model[J]. Scientific Reports, 2022, 12(1): 5473.
- [8] JIN X L, LALIT K, LI Z H, et al. A review of data assimilation of remote sensing and crop models[J]. European Journal of Agronomy, 2018, 92: 141-152.
- [9] 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.  
HUANG Jianxi, HUANG Hai, MA Hongyuan, et al. Review on data assimilation of remote sensing and crop growth models[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2018, 34(21): 144-156. (in Chinese with English abstract)
- [10] YU D Y, ZHA Y Y, SHI L S, et al. Improvement of sugarcane yield estimation by assimilating UAV-derived plant height observations[J]. European Journal of Agronomy, 2020, 121: 126-159.
- [11] 许伟, 秦其明, 张添源, 等. SCE 标定结合 EnKF 同化遥感和 WOFOST 模型模拟冬小麦时序 LAI[J]. 农业工程学报, 2019, 35(14): 166-173.  
XU Wei, QIN Qiming, ZHANG Tianyuan, et al. Time-series LAI simulation of winter wheat based on WOFOST model calibrated by SCE and assimilated by EnKF[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2019, 35(14): 166-173. (in Chinese with English abstract)
- [12] LI Y, CHEN H, TIAN H, et al. Estimation of winter wheat yield based on coupling remote sensing information and WheatSM model[J]. Chinese Journal of Ecology, 2019, 38(7): 2258.
- [13] DHAKAR R, SEHGAL V K, CHAKRABORTY D, et al. Field scale spatial wheat yield forecasting system under limited field data availability by integrating crop simulation model with weather forecast and satellite remote sensing[J]. Agricultural Systems, 2022, 195: 103299.
- [14] ZHOU W, FANG S, WU D, et al. Integrating remotely sensed water stress factor with a crop growth model for winter wheat yield estimation in the North China Plain during 2008-2018[J]. The Crop Journal, 2022, 10(5): 1470-1482.
- [15] ZHANG Y X, WALKER J P, PAUWELS V R N. Assimilation of wheat and soil states for improved yield prediction: The APSIM-EnKF framework[J]. Agricultural Systems, 2022, 201: 103456.
- [16] DELOTTIER H, THERRIEN R, YOUNG N L, et al. A hybrid approach for integrated surface and subsurface hydrologic simulation of baseflow with iterative ensemble smoother[J]. Journal of Hydrology, 2022, 606: 127406.
- [17] YU D Y, ZHA Y Y, SHI L S, et al. Improving sugarcane growth simulations by integrating multi-source observations into a crop model[J]. European Journal of Agronomy, 2022, 132: 126410.
- [18] JU L, ZHANG J, MENG L, et al. An adaptive Gaussian process-based iterative ensemble smoother for data assimilation[J]. Advances in water resources, 2018, 115: 125-135.
- [19] JIANG S, ZHANG R, LIU J, et al. Simultaneous estimation of a contaminant source and hydraulic conductivity field by combining an iterative ensemble smoother and sequential gaussian simulation[J]. Water, 2022, 14(5): 757.
- [20] 任建强, 张宁丹, 刘杏认, 等. 基于哨兵-2A 模拟反射率及其影像的冬小麦收获指数估算[J]. 农业机械学报, 2022, 53(12): 231-243.  
REN Jianqiang, ZHANG Ningdan, LIU Xingren, et al. Estimation of harvest index of winter wheat based on simulated sentinel-2A reflectance data and its real remote sensing imagery[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(12): 231-243. (in Chinese)

- with English abstract)
- [21] 王利民, 姚保民, 刘佳, 等. 基于 SWAP 模型同化遥感数据的黑龙江南部春玉米产量监测[J]. 农业工程学报, 2019, 35(22): 285-295.  
WANG Limin, YAO Baomin, LIU Jia, et al. Maize yield monitoring in southern Heilongjiang based on SWAP model assimilative remote sensing data[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2019, 35(22): 285-295. (in Chinese with English abstract)
  - [22] 赵静, 潘方江, 兰玉彬, 等. 无人机可见光遥感和特征融合的小麦倒伏面积提取[J]. 农业工程学报, 2021, 37(3): 73-80.  
ZHAO Jing, PAN Fangjiang, LAN Yubin, et al. Wheat lodging area extraction using UAV visible light remote sensing and feature fusion[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2021, 37(3): 73-80. (in Chinese with English abstract)
  - [23] 苏伟, 王伟, 刘哲, 等. 无人机影像反演玉米冠层 LAI 和叶绿素含量的参数确定[J]. 农业工程学报, 2020, 36(19): 58-65.  
SU Wei, WANG Wei, LIU Zhe, et al. Determining the retrieving parameters of corn canopy LAI and chlorophyll content computed using UAV image[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2020, 36(19): 58-65. (in Chinese with English abstract)
  - [24] 纪景纯, 赵原, 邹晓娟, 等. 无人机遥感在农田信息监测中的应用进展[J]. 土壤学报, 2019, 56(4): 773-784.  
JI Jingchun, ZHAO Yuan, ZOU Xiaojuan, et al. Advancement in application of UAV remote sensing to monitoring of farmlands[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2019, 56(4): 773-784. (in Chinese with English abstract)
  - [25] 李彦彬, 朱亚南, 李道西, 等. 阶段干旱及复水对小麦生长发育、光合和产量的影响[J]. 灌溉排水学报, 2018, 37(8): 76-82.  
LI Yanbin, ZHU Yanan, LI Daoxi, et al. Effects of alternating drought and watering on growth, photosynthesis and yield of winter wheat[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2018, 37(8): 76-82. (in Chinese with English abstract)
  - [26] PAN Y X, YUAN C F, JING S Y. Simulation and optimization of irrigation schedule for summer maize based on SWAP model in saline region[J]. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, 2020, 13(3): 117-122.
  - [27] 王学梅, 朱雅莉, 董世杰, 等. 运用 WOFOST 模型模拟土壤中水分养分对小麦生物量的影响[J]. 安徽农业大学学报, 2020, 47(2): 267-274.  
WANG Xuemei, ZHU Yali, DONG Shijie, et al. Simulating impacts of soil moisture and nutrients on wheat biomass using WOFOST models[J]. Journal of Anhui Agricultural University, 2020, 47(2): 267-274. (in Chinese with English abstract)
  - [28] 马玉平, 王石立, 张黎. 针对华北小麦越冬的 WOFOST 模型改进[J]. 中国农业气象, 2005(3): 145-149.  
MA Y u p i n g, W A N G S h i l i, Z H A N G L i. Study on improvement of WOFOST against overwinter of wheat in North China[J]. *Chinese Journal of Agrometeorology*, 2005(3): 145-149. (in Chinese with English abstract)
  - [29] FAN Z, YANG D, CHAI D, et al. Estimation of relative permeability and capillary pressure for PUNQ-S3 model using a modified iterative ensemble smoother[J]. *Journal of Energy Resources Technology*, 2019, 141(2): 022901.
  - [30] JIANG X D, ZHANG T, CHEN J X, et al. Adaptability of spring wheat planting in the south of Jiangsu based on WOFOST model[J]. *Journal of Southern Agriculture*, 2020, 51(2): 335-341.
  - [31] XUE J, REN L. Assessing water productivity in the Hetao Irrigation District in Inner Mongolia by an agro-hydrological model[J]. *Irrigation Science*, 2017, 35: 357-382.
  - [32] 邵东国, 乐志华, 徐保利, 等. 基于 AquaCrop 模型的有机稻灌溉制度优化[J]. 农业工程学报, 2018, 34(19): 114-122.  
SHAO Dongguo, LE Zhihua, XU Baoli, et al. Optimization of irrigation scheduling for organic rice based on AquaCrop[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2018, 34(19): 114-122. (in Chinese with English abstract)
  - [33] 姚小英, 李晓薇, 王禹锡, 等. 西北干旱区旱地玉米叶面积指数与气象因子及生物量的关系[J]. 自然资源学报, 2012, 27(11): 1881-1889.  
YAO Xiaoying, LI Xiaowei, WANG Yuxi, et al. Relationship among LAI and meteorological factors and biomass of maize in dry-farming areas of Northwestern China[J]. *Journal of Natural Resources*, 2012, 27(11): 1881-1889. (in Chinese with English abstract)
  - [34] DONG T F, LIU J G, QIAN B D, et al. Estimating winter wheat biomass by assimilating leaf area index derived from fusion of Landsat-8 and MODIS data[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2016, 49: 63-74.
  - [35] LI H, JIANG Z W, CHEN Z X, et al. Assimilation of temporal-spatial leaf area index into the CERES-Wheat model with ensemble kalman filter and uncertainty assessment for improving winter wheat yield estimation[J]. *Journal of Integrative Agriculture*, 2017, 16: 2283-2299.
  - [36] ALI M, HAMIDEH N, MAJID V. Improving crop yield estimation by assimilating LAI and inputting satellite based surface incoming solar radiation into SWAP model[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2018, 250: 159-170.
  - [37] WU S R, YANG P, CHEN Z X, et al. Estimating winter wheat yield by assimilation of remote sensing data with a four-dimensional variation algorithm considering anisotropic background error and time window[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2021, 301/302: 108345.
  - [38] 尹瀚民, 古丽·加帕尔, 于涛, 等. 哈萨克斯坦北部小麦遥感估产方法研究[J]. 干旱区地理, 2022, 45(2): 488-498.  
YIN Hanmin, GULI Jiapaer, YU Tao, et al. Wheat yield estimation with remote sensing in northern Kazakhstan[J]. *Arid Area Geography*, 2022, 45(2): 488-498. (in Chinese with English abstract)
  - [39] PAN H, CHEN Z, ALLARD W, et al. Joint assimilation of leaf area index and soil moisture from Sentinel-1 and Sentinel-2 data into the WOFOST model for winter wheat yield estimation[J]. *Sensors (Basel)*, 2019, 14: 3161.
  - [40] INES A V M, DAS N N, HANSEN J W, et al. Assimilation of remotely sensed soil moisture and vegetation with a crop simulation model for maize yield prediction[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 138: 149-164.
  - [41] 包姗宁, 曹春香, 黄健熙, 等. 同化叶面积指数和蒸散发

双变量的冬小麦产量估测方法[J]. 地球信息科学学报, 2015, 17(7): 871-882.  
BAO Shanning, CAO Chunxiang, HUANG Jianxi, et al. Research on winter wheat yield estimation based on assimilation of leaf area index and evapotranspiration data[J]. Journal of Geo-Information Science, 2015, 17(7): 871-882. (in

Chinese with English abstract)

[42] 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.

## Numerical simulation of spring wheat growth and yield in arid areas based on SWAP-IES

JIN Jianxin<sup>1,2,3</sup>, DING Yimin<sup>1,2</sup>, SUN Zhenyuan<sup>1,2</sup>, ZHU Lei<sup>1,2\*</sup>

(1. School of Civil and Hydraulic Engineering, Ningxia University, Yinchuan 750021, China; 2. Key Laboratory of the Internet of Water and Digital Water Governance of the Yellow River, Ningxia University, Yinchuan 750021, China; 3. Institute of Agricultural Resources and Environment, Ningxia Academy of Agricultural and Forestry Sciences, Yinchuan 750002, China)

**Abstract:** Field scale crop growth simulation based on the assimilation of observation data and crop growth models is an important method for optimizing field management, agricultural auxiliary decision-making, and crop growth evaluation, which is of great significance for precise management of farmland. In order to construct a numerical model that can accurately simulate the growth and yield of spring wheat in arid areas, this study combined the SWAP (soil water atmosphere plant) model with the IES (iterative ensemble smoother) algorithm to construct a SWAP-IES assimilation simulation system suitable for simulating spring wheat growth in arid areas. Using field test data from 2019 to 2020, the roles of soil water content (SW), leaf area index (LAI), and soil water combination in simulating the growth and yield of spring wheat in arid areas were evaluated, and the impact of assimilation data observation on the yield estimation accuracy of the SWAP-IES system was analyzed and evaluated. The results indicate that: 1) When only assimilating SW, the SWAP-IES system had the highest accuracy in simulating soil moisture ( $R^2=0.87$ ), indicating that assimilating soil moisture can lay the foundation for accurately simulating water stress conditions, evapotranspiration, etc. 2) When there was no assimilation, the  $R^2$  of the SWAP-IES system for simulating LAI, plant height, and biomass of spring wheat ranged from 0.31 to 0.67, and all treatments were below medium accuracy. The accuracy of LAI simulation for spring wheat was significantly improved when assimilating LAI ( $R^2$  between 0.76 and 0.96 for each treatment), while LAI+SW had the highest simulation accuracy for spring wheat biomass ( $R^2$  between 0.73 and 0.92 for each treatment). There was no obvious pattern in plant height, and the simulation of plant height by assimilating LAI and LAI+SW achieved high accuracy ( $R^2$  ranging from 0.71 to 0.96). Thus, it was necessary to select appropriate observation variables for assimilation simulation based on the research purpose. 3) The accuracy of the SWAP-IES system in predicting spring wheat yield without assimilation was relatively low, with  $R^2$  of 0.45 and  $S_{RE}$  ranging from 10.89% to 40.34%. The yield estimation had improved when assimilating SW, but the results were still of medium accuracy. The accuracy of yield estimation significantly was improved when assimilating LAI ( $R^2$  was 0.79), while the overall accuracy of spring wheat yield simulation is the highest when assimilating LAI+SW ( $R^2$  was 0.87). During the two years, T1, T2, and T3 treatments have the lowest estimated  $S_{RE}$  when assimilating LAI+SW ( $S_{RE}$  ranging from 3.87% to 8.38%), while T4 and T5 treatments had the lowest estimated  $S_{RE}$  when assimilating LAI (all within 10%). 4) The effect of assimilating LAI+SW at flowering stage in single growth period observation data on improving the yield estimation accuracy of SWAP-IES system was the greatest ( $R^2$  increased from 0.45 without assimilation to 0.74), followed by assimilating observation data at jointing stage and booting stage. Assimilating observation data from multiple growth stages can significantly improve the accuracy of the model's yield estimation. When assimilating LAI+SW observation data from jointing and flowering stages, the estimated yield  $R^2$  was 0.79, while when assimilating LAI+SW observation data from jointing, booting, and flowering stages, the estimated yield  $R^2$  reached 0.83. The SWAP-IES assimilation simulation system constructed in this study can effectively simulate the growth and yield formation process of spring wheat under different water conditions by integrating LAI+SW observation data of key growth stages such as flowering and jointing stages, especially under water stress conditions. The results can provide valuable information for using observation equipment such as drones and ground cameras to carry out spring wheat growth monitoring, yield estimation, and precise management under different water management conditions in arid areas.

**Keywords:** models; stress; soils; SWAP-IES system; data assimilation; spring wheat; growth simulation; yield estimation