

河南农业大学

# 学术硕士学位论文

题 目\_\_\_\_\_基于遥感与作物模型同化的小麦产量预测\_\_\_\_\_

学位申请人姓名\_\_\_\_\_沈帅杰\_\_\_\_\_

导 师 姓 名\_\_\_\_\_马新明 教授\_\_\_\_\_

学 科 专 业\_\_\_\_\_作物学\_\_\_\_\_

研 究 方 向\_\_\_\_\_遥感与模型同化\_\_\_\_\_

中国 郑州

2021 年 5 月

分类号

密级

# 河南农业大学学术硕士学位论文

论文题目： 基于遥感与作物模型同化的小麦产量预测

英文题目： Wheat Yield Forecast Based on Assimilation of  
Remote Sensing and Crop Model

学位申请人： 沈帅杰

导 师： 马新明 教授

专 业： 作物学

研 究 方 向： 遥感与模型同化

论文提交

学位授予

日 期：

日 期：



## 致谢

转眼间三年的研究生生涯即将结束。在这三年中，我的科研能力、处理问题的能力都得到了很大的提升。这与课题组老师们，同学们的帮助是分不开的。十分感谢研究生这几年里所遇到的各位恩师，朋友们。

首先，我要对我的导师马新明教授致以真心的感谢，马老师认真的工作态度，时刻在影响着我。无论是科研还是日常生活，马老师总是给予我无微不至的关怀。在修改论文时，马老师总是逐字逐句修改，甚至对于标点符号都做了标注。此外，马老师还总是在周末的工作之余，找我谈论科研上以及生活上的问题。马老师也总是能够将我与之探讨问题记在心上，当有想法的时候会及时与我交流。马老师对待工作的认真，对待学生的关切，对待严谨的科研态度都深深的影响着我。在此，向马老师致以最真挚的感谢。

感谢许鑫老师给予我的帮助，许老师对我研究期间的论文规划，论文写作等都给予的极大的帮助。在我论文写作期间，许老师花费了大量时间给我指导。在生活上，许老师给予我无微不至的关怀。许老师对于科学问题独到的见解给与了我很多启发。感谢熊淑萍老师和张志勇老师为我提供了良好的学习环境和浓厚的学术氛围。在熊老师和张老师的细心指导下，我对试验设计，田间采样，样品处理等均有了更加深刻的理解。感谢王小纯老师在平时组会中给予我的种种建议，让我对待问题有了进一步的思考。感谢王健和张娟娟老师在遥感方面给与我的指导，让我得以顺利完成论文。再次向各位老师致以我最真诚的感谢。

感谢我的同窗高明、丁少强、曹文博、张雯、王露露、程涛、李海洋、马兆务。感谢你们在科研和生活上对我的支持和帮助。感谢郭建彪、张捷、刘航、刘洋、魏钦钦、王华丽、卫琼茹等师兄师姐们，徐赛俊、付新露、秦步坛、樊泽华、韩海洋、赵锦鹏、张晓娇等师弟师妹们在平时数据处理、野外调查、室内实验等方面给予的帮助。

此外，向百忙之中参加论文评审和答辩的各位老师和专家们表示衷心的感谢！

最后，向以上未提及的给与帮助我的人表示感谢！

沈帅杰

2021 年 4 月

# 目录

摘要.....	1
<b>1 文献综述 .....</b>	<b>3</b>
1.1 作物产量预测研究进展 .....	3
1.2 作物模型研究进展 .....	3
1.2.1 作物模型的发展历程 .....	4
1.2.2 作物模型估产研究进展 .....	4
1.3 农业遥感研究进展 .....	5
1.3.1 植被遥感研究进展 .....	5
1.3.2 遥感估产研究进展 .....	6
1.4 遥感与作物模型同化研究进展 .....	6
1.5 遥感与作物模型同化中存在的问题 .....	7
<b>2 引言 .....</b>	<b>9</b>
<b>3 材料与方法 .....</b>	<b>10</b>
3.1 试验设计 .....	10
3.2 研究内容与技术路线 .....	11
3.2.1 研究内容 .....	11
3.2.2 技术路线 .....	11
3.3 数据来源 .....	12
3.3.1 气象数据 .....	12
3.3.2 土壤数据 .....	12
3.3.3 作物数据 .....	12
3.3.4 遥感数据 .....	13
3.4 WOFOST 模型 .....	15
3.4.1 WOFOST 模型简介 .....	15
3.4.2 WOFOST 模型的原理 .....	15
3.4.3 WOFOST 模型的优势 .....	17
3.5 敏感性分析方法 .....	18

3.5.1 EFAST 算法 .....	18
3.5.2 敏感性分析过程 .....	18
3.6 SUBPLEX 优化算法 .....	20
3.7 遥感与作物模型同化方法 .....	21
3.7.1 同化流程设计 .....	21
3.7.2 集合卡尔曼滤波算法 .....	22
<b>4 结果与分析 .....</b>	<b>23</b>
4.1 WOFOST 模型参数敏感性分析 .....	23
4.1.1 河南省的气候特征分析与敏感性分析位点选择 .....	23
4.1.2 潜在生产条件下小麦产量和生物量的参数敏感性特征 .....	24
4.1.3 水分限制条件下小麦产量和生物量的参数敏感性特征 .....	24
4.1.4 小麦 LAI 的参数敏感性特征 .....	25
4.2 WOFOST 模型的校准与验证 .....	26
4.2.1 模型校准策略分析 .....	26
4.2.2 开花期和成熟期的校准与验证 .....	26
4.2.3 LAI 的校准与验证 .....	27
4.2.4 生物量的校准与验证 .....	28
4.2.5 产量的校准与验证 .....	29
4.3 遥感与作物模型同化的小麦产量预测 .....	30
4.3.1 遥感数据的预处理 .....	30
4.3.2 同化参数的选择 .....	31
4.3.3 不同地区的水分供应情况分类 .....	31
4.3.4 同化结果分析 .....	32
<b>5 讨论与结论 .....</b>	<b>36</b>
5.1 讨论 .....	36
5.2 结论 .....	38
5.3 展望 .....	38
<b>参考文献 .....</b>	<b>40</b>

## 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有着非常重要的意义。作物模型能够模拟特定环境下作物的生长,已经在作物产量预测、气候变化影响评估等领域广泛应用。但由于区域尺度的模型参数获取较为困难,作物模型在区域应用上受到了较大的限制。基于遥感的产量预测充分体现了遥感在空间、时间上的优势,极大的提高了作物估产的时效性和精度。但遥感只能获取瞬时的作物信息,且估产方法没有涉及作物的生长发育机理。遥感数据与作物生长模型的耦合可以在时间上和空间上连续监测作物生长发育状况,提高模型的预测精度和适用范围,解决区域作物产量预测的关键问题。

本研究基于河南省四个小麦生产类型区,选取了豫北灌区的内黄、滑县、原阳、焦作、修武;豫中补灌区的许昌、开封、漯河、周口、商丘;豫西旱作区的洛宁、汝阳;豫南雨养区的邓州、方城、罗山、息县、平舆等 17 个试验点的冬小麦为研究对象,开展了 MODIS 遥感数据与 WOFOST (WOrld FOod STudies) 模型耦合研究,构建了不同地区和不同生产条件下,遥感数据与作物模型同化方案。研究的主要结果和结论如下:

1. 采用扩展傅里叶幅度敏感性检验 (EFAST) 方法,分析了潜在和水分限制条件下 WOFOST 模型中 43 个作物参数对产量、地上生物量和叶面积指数(LAI)的敏感性。结果表明,潜在生产条件下,以小麦产量和生物量作为目标输出时,地区之间的敏感参数一致,与光合作用和干物质转化效率相关的参数(如 EFTTB、AMAXTB、CVO、CVS 等)是主要的敏感参数。在水分限制生产条件下,地区之间的敏感参数差异较大,与小麦生长前期光截获相关的参数(如 SLATB0、KDIFTB0 等)的敏感性随着水分胁迫的增加而增加。对 LAI 进行参数敏感性分析发现,不同生长阶段的参数敏感性不同。在水分限制生产条件下,小麦早期消光系数(KDIFTB0)、最大根深(RDMCR)和叶片死亡率(PERDL)对 LAI 的参数敏感性也随着水分胁迫的增加而增加。因此,水分胁迫是影响参数敏感性的关键因素。

2. 依据敏感性分析的结果,提出了不同生产条件下的模型校准策略,利用 SUBPLEX 优化算法对 WOFOST 模型进行了校准和验证。WOFOST 模型对生育期的模拟效果较好,开花期和成熟期的模拟误差平均在 2 天以内。LAI 校准结果的  $R^2$  在 0.87-0.98 之间, RMSE 在 0.34-0.79 之间,验证结果的  $R^2$  和 RMSE 分别为 0.77 和 1.06;生物量校准结果的  $R^2$  在 0.92-0.97 之间, RMSE 在 1.73 t/hm<sup>2</sup>-2.36 t/hm<sup>2</sup> 之间,验证结果的  $R^2$  和 RMSE 分别为 0.94 和 2.22 t/hm<sup>2</sup>;产量校准结果的误差在 0.1 t/hm<sup>2</sup>-0.34 t/hm<sup>2</sup> 之间,验证结果的  $R^2$  和 RMSE 分别为 0.66 和 1.43 t/hm<sup>2</sup>。结果表明,校准后的模型在其它地区验证时误差较大。因此,模型在区域应用时,结合遥感数据对模型进行校正是必要的。

3. 通过分析参数敏感性对水分响应的特点,提出了不同水分供应下的同化策略。以 LAI 为同化变量,利用集合卡尔曼滤波算法对校正后的 WOFOST 模型和利用 S-G 滤波算法校正后的 MODIS 遥感数据进行同化。分析了潜在条件和水分限制条件下,不同同化策略的结果。潜在条件下,考虑水分供应情况与不考虑水分供应情况同化结果的  $R^2$  分别为 0.50 和 0.48,

RMSE 分别为  $1.47 \text{ t/hm}^2$  和  $1.56 \text{ t/hm}^2$ 。水分限制条件下,考虑水分供应情况与不考虑水分供应情况同化结果的  $R^2$  分别为 0.86 和 0.79, RMSE 分别为  $0.51 \text{ t/hm}^2$  和  $0.64 \text{ t/hm}^2$ 。结果表明:根据不同地区的水分供应情况,选取相应同化参数的同化结果表现最好。因此,遥感与作物模型同化在区域尺度上应用时,结合不同地区的水分供应情况和生产特点采取相应的同化策略,能够有效的提高同化精度。

**关键词:** 小麦; 遥感; 作物模型; 数据同化; 敏感性分析; 模型校准; 产量预测



## 1 文献综述

### 1.1 作物产量预测研究进展

大区域的作物生长监测和产量预测对于指导农田管理、粮食贸易和农业的可持续发展具有重要意义。目前作物产量的估算和预测方法主要分为三类：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<sup>[1]</sup>。

经验统计模型因其原理简单、地域性精度高而广泛应用。经验统计模型主要分为农田抽样统计估产、基于气象数据的产量预测<sup>[2]</sup>、基于遥感信息的产量预测<sup>[3]</sup>。农田抽样估产需要在农田收割前进行布点取样，之后利用统计学的方法对区域产量进行估计。目前我国作物产量的统计数据基本上仍采用该方式获取。但该方式需要消耗大量的人力、物力和财力。且取样的标准、抽样点的代表性均会影响产量估测的精度<sup>[4]</sup>。因此，这种估产方式正在逐渐被更加简便、有效的估产模式所取代。

基于气象数据的产量预测是通过气象数据和作物产量之间建立统计关系，主要有以下几种模式：利用气象要素和产量数据进行回归分析、按照不同的气候年型与产量数据进行比较分析以及利用机器学习等技术建立产量和气象数据的预测模型等<sup>[5]</sup>。但其经验性较强，主要用于地区间以及年际间的作物产量趋势预测。

随着遥感技术的发展，卫星遥感能够方便快捷的获取到大区域范围的作物生长信息，极大的促进了区域作物产量的预测<sup>[6]</sup>。遥感预测作物产量的方式通常也是通过建立遥感波段或通过遥感波段计算的植被指数与作物产量进行相关性分析。近些年的发展中，利用机器学习<sup>[7]</sup>、植被生长参数反演<sup>[8]</sup>等新方法在遥感估产中发挥了重要的作用。遥感估产充分体现了遥感在空间、时间上的优势，极大的提高了作物估产的时效性和准确性。但遥感只能获取瞬时的作物信息，且估产方法没有涉及作物的生长发育机理。

作物生长模型是通过计算机模拟作物生长与环境之间的关系<sup>[9]</sup>，利用气象数据、土壤数据、以及管理措施来模拟作物的生长过程，从而预测作物产量。作物模型能够从机理上解释作物产量的形成过程。但是在大区域应用时，由于地表环境的异质性，大范围的模型参数获取较为困难。

作物模型与遥感耦合的产量预测，既揭示了作物生长发育的机理，又解决了模型在区域应用时参数获取困难的问题，因而在近几年取得了快速的发展<sup>[10]</sup>。由于作物模型与遥感耦合的作物产量预测在一定程度上也依赖于遥感技术和作物模型的发展。因此加强对作物模型、遥感技术以及作物模型与遥感耦合方法的研究，对于作物产量预测十分重要。

### 1.2 作物模型研究进展

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>[9]</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>[11]</sup>。目前,作物模型已经在作物产量预测<sup>[12]</sup>、田间管理决策<sup>[13]</sup>、农业生产潜力评估<sup>[14]</sup>、气候变化影响评估<sup>[15]</sup>等领域取得了广泛的应用。

### 1.2.1 作物模型的发展历程

作物生长模型产生于 20 世纪 60 年代<sup>[16]</sup>,作物模型创立的先驱者之一是瓦格宁根大学的 de Wit 教授,他认为可以通过结合物理方法和植物生长机理来进行建模,并提出了植物冠层光合作用模拟模型<sup>[17]</sup>。同时期,美国佛罗里达大学的 Duncan 也发表了关于玉米叶倾角和叶面积对群体光合作用影响的模拟<sup>[18]</sup>。这些研究引起了农学家、土壤学家、植物生理学家、气象学家等众多领域的研究者的广泛关注。越来越多的研究者们开始尝试开发和使用作物模型。

早期作物模型的研究主要集中在美国和荷兰。荷兰的瓦格宁根系列模型主要围绕 de Wit 于 1970 开发的 ELCROS 模型和 1982 年 Spitters 开发的 SUCROS 模型,开发了一系列作物模型。如从 SUCROS 模型中延伸出的 LINTUL 模型、与世界粮食研究中心共同开发的 WOFOST 模型以及与国际水稻研究所研发的 ORYZA 模型等<sup>[19]</sup>。美国模型研究者们也开发了 SOYGRO、GropSyst、CERES 等众多作物模型。而随着作物模型研究的加深,作物模型的数量越来越多,模拟过程也越来越复杂。不同模型的参数需求以及参数输入方式复杂多样,这反而增加了模型应用的难度。为此,美国农业部以 CERES 系列模型和 CROPGRO 模型为核心,添加了大豆、棉花、甜菜、土豆等相关模型,开发了农业技术推广决策支持系统 DSSAT<sup>[20]</sup>。DSSAT 将这些模型的输入变量如:气象数据、土壤特征、管理措施等进行标准化,极大的促进了各类模型的应用和发展。

世界上其它一些国家,如中国、德国、意大利、法国、澳大利亚、丹麦等均相继开展了作物模型的研究。1979 年,世界粮农组织(FAO)基于 Doorenbos 在提出的水分生产函数开发了 AquaCrop 模型<sup>[21,22]</sup>。法国农科院(IRNA)也于 1996 年开始研发基于土壤水氮平衡驱动物物生长的 STICS 模型<sup>[23]</sup>。同期,澳大利亚农业生产系统研究部门也开发了模拟农业系统中的生物物理过程,特别是对极端气候条件下管理措施对农业经济和农业生态影响评估的 APSIM 模型<sup>[24]</sup>。我国的作物模型研究起步相对较晚,20 世纪 80 年代初我国开始引进国外的作物模型,之后逐渐形成了有中国特色的作物模型。1992 年,高亮之先生等开发了国内首个实用性的水稻栽培模拟优化决策系统 RCSODS<sup>[25]</sup>。该模型将作物栽培技术与作物模拟技术相结合,具有较强的机理性和通用性。冯利平于 1995 年提出了小麦发育模拟模型 WheatSM<sup>[26]</sup>。南京农业大学开发了机理性与预测性兼备的 GropGrow 模型<sup>[27]</sup>。

### 1.2.2 作物模型估产研究进展

早期的作物模型研究多集中于单个过程的研究,如光合作用的模拟<sup>[18]</sup>、生育期发展模拟<sup>[25]</sup>、水平衡的模拟<sup>[21]</sup>等。随着模型的发展,作物的品种特性、土壤、气象以及田间管理措施对作物生长的影响都被整合到了作物模型中,促进了作物模型在实际生产中的应用。de Wit

最初将模型模拟的产量分为了四个水平：即潜在条件下的产量、水分限制条件下的产量、养分限制下的产量以及病、虫、草害下的实际产量<sup>[17]</sup>。目前模型对前三种产量水平的研究已经较为成熟<sup>[22, 28, 29]</sup>。近年来，研究者们也开始了病虫害对作物影响的定量化研究<sup>[30]</sup>。此外，对于一些极端天气如霜冻、高温胁迫等对作物生长影响的定量化研究也在不断加强<sup>[31]</sup>。模型机理性的研究也在不断加深。如将叶绿素荧光参数加入到模型中来提高光合作用的模拟精度<sup>[32]</sup>，将作物的基因型添加到作物模型中，从分子水平上揭示作物的生长发育机理等<sup>[33]</sup>。

由于模型建模的目标不同，不同模型之间的侧重点有所差异。瓦格宁根系列模型主要是光能驱动模型<sup>[19]</sup>，它通过模拟光截获来计算潜在的  $\text{CO}_2$  同化量，利用干物质分配函数，计算各个器官的干物质积累。DSSAT 模型主要侧重于实际的应用，它集成了多个作物模型，但其中的核心模块同样也是光合作用模块<sup>[20]</sup>。与瓦格宁根系列模型相比，它的管理参数比较详细，如灌溉的方式分为喷灌、漫灌、滴灌等，肥料的施入涉及施入方式、施入深度、肥料类型等。

也有一些侧重于水分生产和水分利用效率的模型。如 AquaCrop 模型主要以土壤水平衡模块为主，着重于水分在产量计算中的作用。SWAP 模型利用彭曼公式计算水分蒸散，进而计算水分在土壤中的转移循环<sup>[34]</sup>。SWAP 模型提供了灌溉模块，能够较好的模拟不同灌溉措施对作物产量的影响。

此外，还有一些模型如澳大利亚的 APSIM、法国的 STICS 都是以土壤因子作为模型的驱动因子<sup>[23, 24]</sup>。APSIM 模型独创的插拔模块，实现了不同模拟过程之间便捷的切换使用。它对土壤的氮磷、水分平衡以及土壤侵蚀等均能较好模拟。STICS 模型也是土壤-作物模型，它对土壤的氮矿化、硝化、反硝化、氮固定等模拟效果较好<sup>[35]</sup>。此外 STICS 模型还着重于作物轮作模拟，以及间作、秸秆还田、水肥一体化等种植方式和管理措施的模拟<sup>[36]</sup>。

近年来，全球气候变化造成气候因素的不确定性对作物生产产生了较大的影响<sup>[37]</sup>。作物模型在气候变化影响的估测方面也发挥了巨大的作用<sup>[15, 38]</sup>。而一些模型如 DNDC 模型，能够模拟农田的氮磷流失以及温室气体的排放，从而估计农田生态对气候变化的影响<sup>[39, 40]</sup>。

### 1.3 农业遥感研究进展

#### 1.3.1 植被遥感研究进展

在过去的几十年中，遥感在植被性状的监测上取得了巨大的进步<sup>[41]</sup>。遥感技术在植被监测上的应用于 20 世纪 60 年代末开始迅速发展。当时已经开始研究关于逆境胁迫对于植被冠层的光谱反射率特征的影响<sup>[42]</sup>。随着归一化植被指数（NDVI）的提出与广泛应用<sup>[43]</sup>。遥感对植被在时间序列上的生物量、叶面积、光合生产力等的监测得到了快速的发展。但 NDVI 在植被覆盖较为密集的区域容易达到饱和而降低对植被生长状况的监测能力<sup>[44]</sup>。

为了探究植被反射率与植被冠层之间关系的机理，研究者们开始了植被冠层辐射传输模型的研究<sup>[45]</sup>。此外，对于植物叶片的一些生理特征（如叶绿素含量）的遥感反演研究也引起

了广泛的关注<sup>[46]</sup>。这也促进了叶片和冠层反射模型的集成研究。如 PROSAIL 模型, 它利用 PROSPECT 叶片光学特性模型和 SAIL 冠层辐射传输模型结合, 实现了直接利用植物的冠层反射光谱估算光合作用相关色素<sup>[47]</sup>。随着对植物叶绿素荧光的研究不断加深<sup>[48]</sup>, 利用遥感监测叶绿素荧光成为了评价植物光合生产力的一个重要手段<sup>[49]</sup>。

一些新技术在遥感监测上的应用, 如新型高分辨率的高光谱、多光谱相机<sup>[41]</sup>。新的反演算法, 如递归分割算法、贝叶斯神经网络、多元线性回归等<sup>[50]</sup>。遥感对于地表植被生长状况的获取更加准确多样。植物冠层温度、光合有效辐射、叶片氮含量、物候期、种植密度等均能够很好的通过遥感反演<sup>[51]</sup>。遥感技术在农作物生长状况监测上的应用也取得了较大的进展。遥感对于作物病虫害、倒伏、水分胁迫、氮素胁迫甚至是气候对作物生长的影响等方面都取得了较大的进展<sup>[52-54]</sup>。

### 1.3.2 遥感估产研究进展

由于遥感具有大范围的作物生长监测能力, 因而可以为国家农业发展规划提供重要的信息。我国在 1985 年开始把农作物产量的遥感估测列为重要研究课题<sup>[55]</sup>。与传统的经验统计模型、农田抽样调查以及气象统计等估产方法不同, 遥感技术能够方便快速的获取到区域尺度上的作物生长信息, 从而简化作物估产过程, 提高区域作物长势监测的可靠性。

遥感估测作物产量的方法很多, 其中较为简单且常见的是直接通过产量与遥感光谱指数之间建立统计回归模型来估测产量。这其中又分为利用光谱波段作为自变量, 使用几个波段与实测产量建立的产量预测模型<sup>[6]</sup>。以及通过光谱波段之间的分析运算, 计算出具有一定指示意义的植被指数, 再通过植被指数与作物产量建立产量预测模型<sup>[56]</sup>。但这种估产方式没有结合作物生长的生理机制, 不能够反映作物的生长发育过程, 且这种估产方式的经验性较强, 难以在研究区域外推广使用。

遥感估产的另一种方法是基于遥感反演农学参数, 基于农学参数再进行估产<sup>[57]</sup>。例如通过反演作物的叶面积指数 (LAI)、生物量、净初始生产力 (NPP) 等, 建立农学指标与产量的关系<sup>[58]</sup>。基于农学参数的方法, 在一定程度上描述了作物的生理机制, 对作物产量的估测也更加准确。但它仍然包含一定的经验性, 在区域推广应用中还存在一定的困难。此外, 也有通过遥感与气象因子结合开展作物产量预测, 如将积温和时间序列的 NDVI 结合来预测小麦产量<sup>[59]</sup>等。

## 1.4 遥感与作物模型同化研究进展

遥感数据与作物模型同化的产量预测, 结合了遥感和作物生长模型各自的优点, 逐渐引起了越来越多的关注<sup>[60, 61]</sup>。数据同化的目的是结合所有可能的信息(模型、观测、先验数据和统计数据), 获得对农业系统状态的最佳估计。数据同化起源于气象学, 并应用于实际的天气预报、海洋学和水文学<sup>[62]</sup>。1979 年, 同化方法被用于遥感信息和作物模型的耦合, 来进行作物产量预测<sup>[63]</sup>。随着遥感技术和作物模型的不断研究, 越来越多的研究证明, 利用数

据同化方法将遥感信息融合到作物生长模型中是改进区域作物产量预测的一个重要途径<sup>[64-66]</sup>。

遥感与作物生长模型耦合的方法主要有三类：强迫法、参数优化法和更新法<sup>[10]</sup>。强迫法是直接将遥感反演的作物参数代替作物生长模型的初始值或状态变量<sup>[67]</sup>。这一方法操作简单，便于应用，但实际上并未涉及同化方法。该方法仅仅是把遥感数据与模型参数的替换，容易受到遥感反演精度的影响。

参数优化法是利用一个时间窗口内的所有遥感数据，通过重新调整作物模型的初始参数，使模型的模拟值与遥感观测值之间的差异最小化，以达到优化作物模型的目的。目前对这一方法的研究较多，主要包括：单纯型搜索算法<sup>[68]</sup>、极大似然法<sup>[69]</sup>、复合型混合演化算法<sup>[70]</sup>、模拟退火算法<sup>[71]</sup>、粒子滤波算法<sup>[72]</sup>、变分算法<sup>[73]</sup>等。参数优化法主要有两种模式，一种是利用遥感反演的作物状态变量（如 LAI）与模型模拟的状态变量进行比较<sup>[74]</sup>，然后通过优化算法估计模型的初始参数。另一种是利用辐射传输模型与作物模型进行耦合，通过比较与作物模型耦合辐射传输模型后模拟的反射率与遥感观测的反射率进行比较，来进行数据同化<sup>[75]</sup>。参数优化法的精度受同化变量、优化算法、代价函数、遥感的有效观测次数以及遥感对同化变量的反演精度等影响<sup>[76]</sup>。当作物模型与辐射传输模型结合时，同化效果很大程度上依赖于辐射传输模型的精度。由于参数优化时需要多次的迭代运算，参数优化法的时间成本要远远高于更新法和强迫法<sup>[77]</sup>。

更新法又称作序贯同化法，是利用遥感观测值连续矫正模型的状态变量轨迹，使模型更加接近真实情况<sup>[78]</sup>，是一种在时间上连续且可应用于实时预测的同化方法。它能够依靠外部的观测数据来自动调整模型的运行轨迹，从而降低模型模拟误差。在序贯同化算法中，集合卡尔曼滤波算法（EnKF）具有良好的非线性观测算子处理能力，是序贯同化方法中重要的方法。EnKF 假定观测和模型均为高斯分布，其能够处理非线性的观测算子，解决了数据同化中预报误差协方差的求解问题，已经成为序贯同化方法中最具潜力的方法<sup>[79,80]</sup>。但是当同化的状态变量与同化目标相关性较弱时，EnKF 可能会降低同化的准确性<sup>[81]</sup>。

## 1.5 遥感与作物模型同化中存在的问题

目前，遥感与作物模型同化的研究主要处于研究阶段<sup>[10,51]</sup>。由于遥感与作物模型同化，同时依赖遥感的监测精度和作物模型的模拟精度。因此，作物模型模拟的不确定性<sup>[82]</sup>、遥感植被性状反演的不确定性<sup>[41]</sup>、数据同化的方法等<sup>[77]</sup>均会影响同化结果。针对作物模型模拟和遥感反演的问题，作物模型研究者们联合成立了农业模型相互比较和改进项目（AgMIP）对不同的作物模型进行比较和整合，以提高世界范围内作物模型的模拟精度<sup>[83]</sup>。遥感研究者们也通过利用多源卫星数据的联合反演、新的反演算法等来解决卫星数据的缺失以及作物参数的反演问题<sup>[71, 74, 84]</sup>。

为了提升数据同化的精度，目前的研究多集中于同化算法的改进<sup>[73,76]</sup>。实际上，在进行区域级的遥感与作物模型同化时，不同地区生产条件和管理措施的差异对遥感与作物模型同

化结果的影响也非常大<sup>[85, 86]</sup>。而目前多数模型与遥感同化在区域研究应用时均未考虑不同地区生产条件和管理措施的差异<sup>[73, 76, 78, 79]</sup>。由于不同地区之间的生产条件和管理措施的差异对数据同化的影响尚不明确,因此如何改善遥感与作物模型同化在不同的生产管理条件下的应用还需进一步研究。

## 2 引言

小麦产量占据了我国约 85%的夏粮产量，是我国主要的粮食作物<sup>[74]</sup>。河南省是我国主要的粮食生产大省，据国家统计局数据（<http://www.stats.gov.cn/>）显示，河南省小麦产量约占我国小麦总产量的 26%-28%。河南省小麦生产对粮食市场的供给，为保障国家的粮食安全发挥了重要作用。

河南省地域辽阔（31°23'-36°22',110°21'-116°39'），属于我国东部季风区，横跨北亚热带和暖温带两大自然类型区。全年四季分明，气候温和，具有明显的北亚热带向暖温带过渡性特征。全省的土壤类型、气候特点、生产条件、耕作制度和产量水平等均有较大差异。胡廷积等<sup>[87]</sup>结合河南省的温度、光照、水分等气候因子，以及地形地貌、土壤种类、生产条件等将河南分为四大小麦生产类型区，即豫北灌溉区、豫中补灌区、豫南雨养区和豫西旱作区，具体的分区情况见表 1。由于不同小麦生产区存在较大的气候和生产条件差异，因而开展不同小麦生产区的小麦生长监测和产量预测，对指导小麦生产、提高区域性小麦生产水平十分重要。

随着作物模型和遥感技术的发展，两者在作物的生长监测和产量预测中发挥了重要的作用。但作物模型在区域应用时由于地表的异质性造成很多参数难以获取，遥感仅能获取到作物生长的瞬时信息，不能够揭示作物与环境之间的互作。而耦合遥感与作物模型同化的作物产量预测实现了两者的优势互补，提高了区域小麦产量预测能力。然而，不同气候条件和生产条件对遥感与作物模型同化结果的影响尚不明确。

为此，本研究依据河南省不同小麦生产类型区开展小麦田间试验，对不同地区的气候条件、小麦管理措施、农业生产条件等进行收集。基于田间的试验数据，开展不同生产管理条件下基于 MODIS 遥感数据与 WOFOST 模型同化的小麦产量预测研究。本研究的主要目的有：1. 探究不同的气候条件和管理措施下模型的校准方法；2. 提高模型与遥感同化在不同气候条件和生产条件下的应用能力，为不同生产和管理条件下的区域小麦产量预测提供理论依据和技术支撑。

表 1 河南省小麦生产类型区分区情况

Table 1 Areas of wheat production types in Henan province

分区 Areas	市（县）Municipal (county)
豫北灌溉区	安阳、鹤壁、新乡、焦作、济源、濮阳、洛阳的孟津、偃师等
豫中补灌区	郑州、开封、商丘、周口、许昌、漯河部分市县等
豫西旱作区	洛阳、三门峡、焦作、新乡西部部分市县等
豫南雨养区	驻马店、南阳、信阳、平顶山部分市县等

### 3 材料与方法

#### 3.1 试验设计

试验于 2019-2020 年进行,依据河南省的四个小麦生产类型区,在各类型区内分别选取了豫北:滑县、内黄、原阳、焦作、修武;豫中许昌、商丘、漯河、周口、开封;豫西:洛宁、汝阳;豫南:平舆、罗山、息县、邓州、方城等 17 个试验点。分别于小麦的越冬、拔节、开花、灌浆和成熟五个时期对小麦的生物量、叶面积指数(LAI)以及最终的产量进行测定。试验点具体分布和采样日期如图 1 和表 2 所示。

表 2 不同试验位点的采样日期

Table 2 Sampling date of sites

试验点 Sites	经度 Longitude	纬度 Latitude	采样日期 Sampling date				
邓州	112.173739	32.661412	2020/1/2	2020/3/10	2020/4/19	2020/5/11	2020/5/26
方城	112.802763	33.148643	2020/1/2	-	2020/4/19	2020/5/11	2020/5/26
滑县	114.640141	35.511137	2019/12/26	2020/3/20	2020/4/29	2020/5/15	2020/6/3
焦作	113.163904	35.148727	2019/12/26	2020/3/14	2020/4/28	2020/5/20	2020/5/29
开封	114.622905	34.746135	2020/1/2	2020/3/12	2020/4/29	2020/5/15	2020/5/31
罗山	114.523088	32.270361	2020/1/2	-	2020/4/15	2020/5/2	2020/5/25
洛宁	111.60437	34.291717	2019/12/30	2020/3/23	2020/4/25	2020/5/21	2020/6/4
漯河	113.976892	33.622119	-	2020/3/14	2020/4/18	2020/5/3	2020/5/26
内黄	114.640139	35.846584	2019/12/27	2020/3/20	2020/4/29	2020/5/15	2020/6/1
平舆	114.702962	32.980062	2020/1/3	2020/3/15	2020/4/15	2020/5/2	2020/5/25
汝阳	112.481898	34.279411	2019/12/27	2020/3/11	2020/4/21	2020/5/16	2020/5/28
商丘	115.671451	34.500667	-	2020/3/19	2020/4/24	2020/5/18	2020/5/29
息县	114.661072	32.340636	2020/1/3	2020/3/15	2020/4/15	2020/5/2	2020/5/25
修武	113.4205114	35.16752	2019/12/26	-	2020/4/28	2020/5/20	2020/5/30
许昌	113.80342	34.133864	2019/12/21	2020/3/17	2020/4/20	2020/5/4	2020/6/2
原阳	113.9334775	35.1071929	2019/12/18	2020/3/20	2020/4/17	2020/5/11	2020/5/29
周口	114.679348	33.646567	-	-	2020/4/22	2020/5/5	2020/5/27

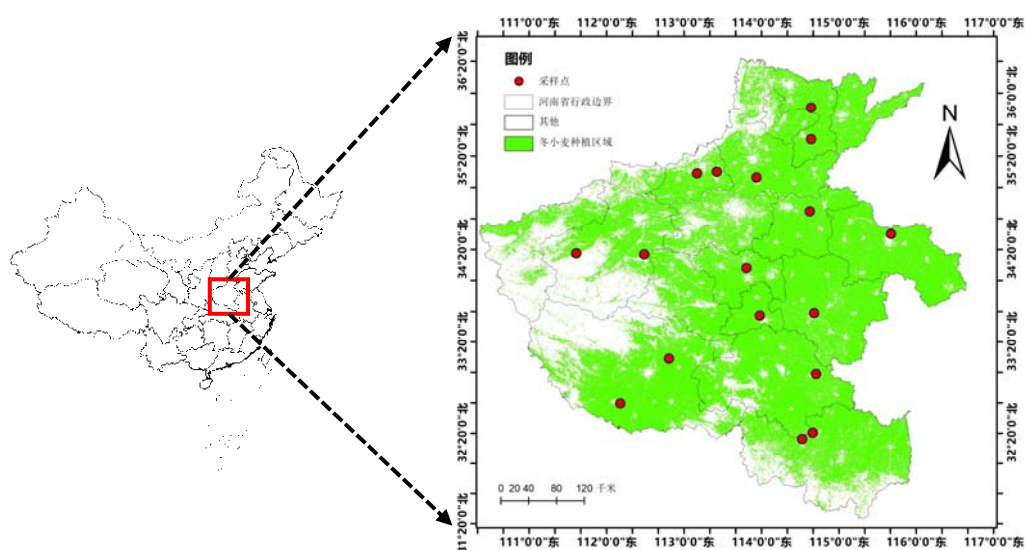


图 1 试验点分布情况

Fig. 1 The distribution of sample sites



## 3.2 研究内容与技术路线

### 3.2.1 研究内容

#### 3.2.1.1 WOFOST 参数敏感性分析

基于河南省的不同小麦生产类型区,在不同气候条件和生产条件下,利用扩展傅里叶幅度敏感性检验算法(EFAST)对 WOFOST 模型的产量、生物量和 LAI 进行敏感性分析。找出 WOFOST 模型产量、生物量和 LAI 在不同气候条件和生产条件下对应的敏感参数。

#### 3.2.1.2 WOFOST 模型校正

在各小麦生产类型区内选取一个试验位点,利用田间获取的实测数据(小麦不同生育时期的 LAI、生物量和产量),基于 SUBPLEX 优化求解算法,对模型的敏感参数进行校准。利用校准后的模型在其它试验点进行验证,检验 WOFOST 模型在河南省的适用性。

#### 3.2.1.3 遥感与模型的同化

在网上获取小麦生长季的遥感影像,利用滤波算法先对遥感数据进行去噪,之后使用田间的实测 LAI,对遥感数据进行校正。基于敏感性分析结果,选择模型与遥感耦合的同化参数。通过集合卡尔曼滤波算法同化遥感反演的 LAI 与模型模拟的 LAI 对小麦产量进行预测。最终将预测结果与实测结果进行比较分析。

### 3.2.2 技术路线

本研究的技术路线如图 2 所示。

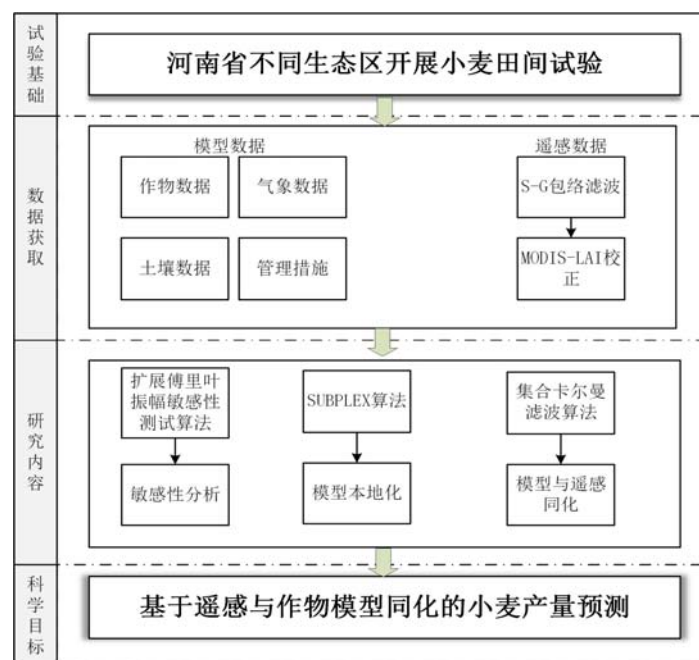


图 2 技术路线

Fig. 2 Flow chart

### 3.3 数据来源

#### 3.3.1 气象数据

气象数据来自于 NASA Power 数据库 (<https://power.larc.nasa.gov/>)。该数据库提供了从 1983 年 2020 年, 全球覆盖范围的每日最高温度, 最低温度, 太阳辐射, 降雨量, 风速等。这些数据已经广泛用于农业建模, 作物产量模拟等<sup>[88, 89]</sup>。

#### 3.3.2 土壤数据

土壤数据来自 1:100 万中国土壤数据集<sup>[90]</sup>。利用土壤剖面的砂粒、黏粒、有机质含量等数据, 使用 Soil Water Characteristics 软件<sup>[91]</sup>转换为所需的田间持水量、永久萎蔫点、田间饱和含水量等土壤参数, 各个试验点的土壤信息如表 3 所示。

表 3 试验点土壤信息

Table 3 the soil characteristic of sites

试验点 Sites	经度 Longitude	纬度 Latitude	永久萎蔫点 Permanent wilting point	最大田间持水量 Maximum field capacity	饱和含水量 Saturation moisture content
邓州	112.173739	32.661412	0.24	0.39	0.50
方城	112.802763	33.148643	0.19	0.36	0.50
滑县	114.640141	35.511137	0.11	0.31	0.46
焦作	113.163904	35.148727	0.06	0.15	0.44
开封	114.622905	34.746135	0.25	0.41	0.52
罗山	114.523088	32.270361	0.17	0.32	0.48
洛宁	111.60437	34.291717	0.11	0.29	0.47
漯河	113.976892	33.622119	0.24	0.40	0.52
内黄	114.640139	35.846584	0.06	0.13	0.43
平舆	114.702962	32.980062	0.23	0.39	0.50
汝阳	112.481898	34.279411	0.12	0.26	0.41
商丘	115.671451	34.500667	0.08	0.26	0.41
息县	114.661072	32.340636	0.26	0.42	0.54
修武	113.4205114	35.16752	0.11	0.22	0.45
许昌	113.80342	34.133864	0.12	0.27	0.41
原阳	113.9334775	35.1071929	0.07	0.20	0.44
周口	114.679348	33.646567	0.12	0.26	0.45

#### 3.3.3 作物数据

分别在小麦的越冬、拔节、开花、灌浆四个关键生育期采集了小麦茎、叶、穗等器官的生物量、LAI, 在小麦成熟时获取最终生物量和产量。各个试验点的具体采样时间见表 2, 具体测定方法如下:

##### 3.3.3.1 叶面积指数

采用美国生产的冠层分析仪 LAI-2200C (PCA; LI-COR Inc., Lincoln, NE, USA) 对 LAI 进行测定。每个试验点采取五点法进行取样测定, 每个位点测量三次, 取平均值作为该位点的实测值, 取五个位点的平均值作为最终实测值。

### 3.3.3.2 生物量

生物量采用烘干法进行测定：从田间选取具有代表性的小麦植株 30 株，剪去根后分为叶片、茎秆、穗（开花之后）和死亡的叶片四个部分，放入烘箱中于 105℃ 杀青 30min 后，在 80℃ 的条件下烘至恒重，对烘干后的样品进行称重，计算地上部生物量。

### 3.3.3.3 产量

在小麦成熟期，选取五点法取样，每个试验位点收获 5 个 1m<sup>2</sup> 的小麦进行脱粒，晾晒风干后进行称重，计算产量。

### 3.3.4 遥感数据

MODIS 遥感数据从地球观测系统门户网站(<http://eospsso.gsfc.nasa.gov/>)免费获得。MODIS 具有重访周期短，地理覆盖面大，数据获取方便等特点。本研究使用 MODIS-LAI 数据产品 MCD15A3/MCD15A3H。数据为经过几何校正和大气校正的陆地 4 级标准数据产品，空间分辨率为 500m，时间分辨率为 4 天。图 3 展示了河南省孕穗期的叶面积指数分布情况。由于遥感影像容易受到大气溶胶，云污染等影响，其结果往往存在较大噪声。需要通过 S-G 包络滤波对结果进行去噪，再利用实测值对 LAI 进行修正，得到小麦整个生育期的 LAI 时间序列结果。

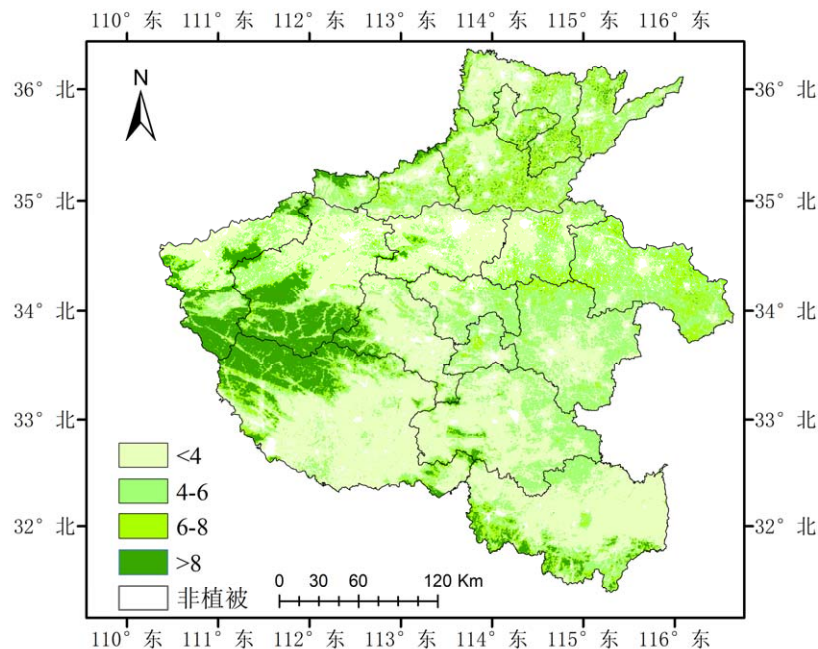


图 3 河南省叶面积指数分布 (2020/4/14)

Fig. 3 Distribution of leaf area index in Henan province

#### 3.3.4.1 S-G 包络滤波

Chen 等<sup>[92]</sup>根据植被生长曲线的特点，提出了一种基于 S-G 滤波的包络滤波方法来重新

构建更高质量的遥感数据。具体操作如图 4 所示：

首先，对有云污染的数据进行线性插值，之后先进行一次 S-G 滤波<sup>[93]</sup>公式如下：

$$g_j = \sum_{i=-r}^{i=r} c_i f_{i+j} \quad 3-1$$

式中  $g$  为滤波后的数据， $f$  为原始数据， $c$  为权重系数， $r$  为  $1/2$  滤波窗口， $j$  为原数据索引， $i$  为数据窗口内的索引。

S-G 滤波后，假设原始数据的局部最小值是不确定的，而局部最大值才是真值。用滤波后的值替换局部最小值。之后一直进行迭代直到滤波后的值与滤波前的值之间的标准差达到设定的阈值，迭代过程结束。

$$N_i^t = \begin{cases} O_i & \text{if } O_i^{t-1} > N_i^{t-1} \\ N_i^{t-1} & \text{if } O_i^{t-1} < N_i^{t-1} \end{cases} \quad 3-2$$

其中  $O$  和  $N$  是初始值和滤波后的值， $t$  是迭代的索引， $i$  是数据的索引。

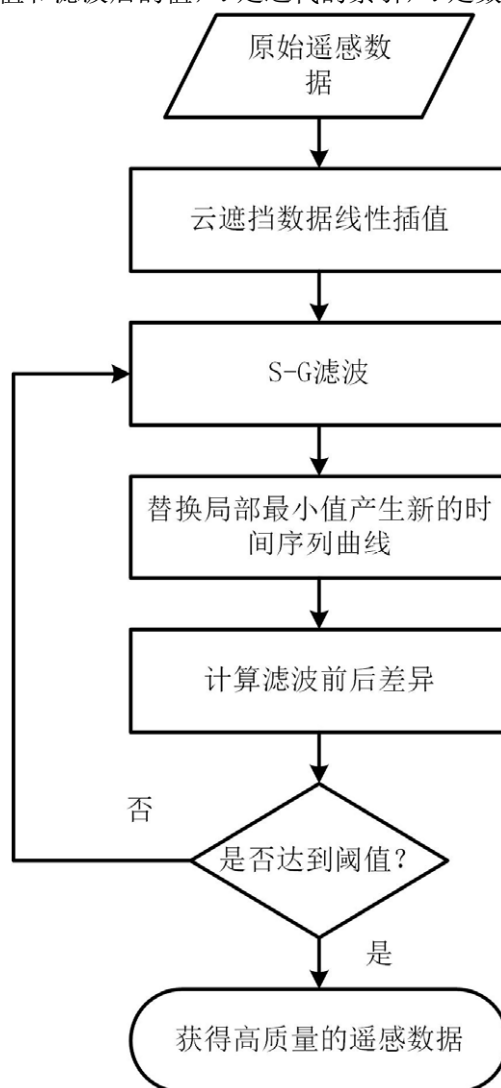


图 4 S-G 包络滤波流程

Fig. 4 The flow chart of S-G envelops filter

### 3.4 WOFOST 模型

#### 3.4.1 WOFOST 模型简介

WOFOST(WOrld FOod STudies)生长模型是由世界粮食研究中心(CWFS)和荷兰瓦格宁根大学开发的一个机理模型<sup>[94]</sup>。在 WOFOST 中,以一天作为模拟步长,以生态生理过程为基础模拟作物生长。它可以模拟潜在条件下和水分限制条件下的作物生长状况。WOFOST 模拟的主要过程有:作物的物候发育、叶片生长与光截获、二氧化碳同化、蒸腾作用、呼吸作用、同化物分配等过程。其中光截获和二氧化碳同化是作物生长的主要驱动过程。WOFOST 模型通过计算每日的干物质积累,并利用分配因子计算分配到各个器官来的同化物,来模拟各个器官的生长发育。WOFOST 模型是一个通用模型,基于不同的作物参数可以模拟多种作物生长。运行模型需要输入气象数据、土壤信息、作物管理情况和作物参数文件。图 5 给出了 WOFOST 中模型各个组件之间的相互关系。

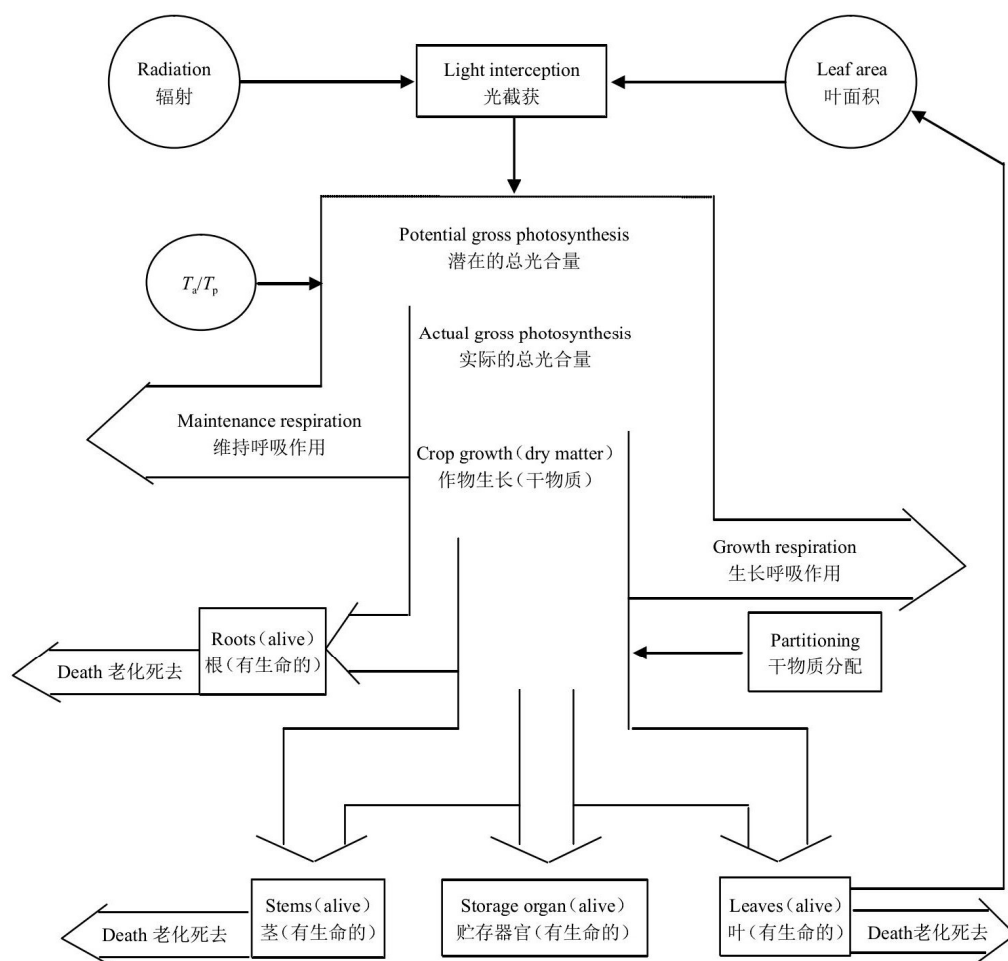


图 5 WOFOST 模型的主要过程

Fig. 5 The major processes implemented in WOFOST model

#### 3.4.2 WOFOST 模型的原理

##### 3.4.2.1 物候发育

WOFOST 模型的物候发育是一个独立的过程，对植物的生长起控制和引导作用。相对于 WOFOST 的其他组件，物候发育模块可以单独运行。物候发育使用无量纲变量“DVS - 发育阶段”来表示。播种时 DVS 为-0.1，出苗时为 0，开花时为 1.0（对于土豆、红薯、甜菜等为储藏器官的建成），生理成熟为 2.0。发育阶段是根据每日生长速率来计算的，其计算方法如下：

$$DVR = F_v \cdot F_p \cdot \frac{T_{eff}}{TSUM_{req}} \quad 3-3$$

其中， $T_{eff}$ 为有效温度， $TSUM_{req}$ 为进入物候发育下一阶段所需的积温。有效温度( $T_{eff}$ )为日平均温度和最低发育温度之间的差值，低于该温度时生长停止。高于最高温度时， $T_{eff}$ 保持不变。在最高温度和基本温度之间， $T_{eff}$ 的日增量通过线性插值获得。

$F_v$ 和 $F_p$ 是由于春化和光周期引起发育速率降低的因素。目前，春化和光周期的影响只能在开花前的生育时期实现，开花后的物候发育只用温度来模拟。

### 3.4.2.2 二氧化碳同化

作物的每日二氧化碳总同化量是通过单叶吸收的辐射和光响应曲线计算。光合作用取决于白天的平均温度和叶龄。吸收辐射由总入射辐射量和叶面积来计算。假设叶倾角分布为球形，分别计算作物冠层顶部到下部的吸收。再根据单个叶片的光响应曲线，计算叶片在相应冠层深度上的光合作用。对于每日的辐射总量，使用三点高斯积分方法对作物冠层以及光合作用一天内的变化进行积分，计算每日同化量。

相对冠层高度  $L$  的瞬时  $\text{CO}_2$  同化速率  $A_L(\text{kg}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1})$  可由公式 3-4 计算得到：

$$A_L = A_m \cdot \left(1 - e^{-\varepsilon \frac{I_{al}}{A_m}}\right) \quad 3-4$$

式中， $A_m$ 为最大同化速率( $\text{kg}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$ )， $\varepsilon$ 为单叶初始光能利用率 $I_{al}$  ( $\text{J}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$ )为叶层  $L$  吸收的辐射。

### 3.4.2.3 呼吸作用

WOFOST 考虑了两种类型的呼吸损失。第一种是形成的同化物用于维持呼吸。模型根据不同器官的干重及其化学组成来估计维持呼吸作用。维持呼吸作用取决于环境温度，环境温度每升高  $10^\circ\text{C}$  ( $Q_{10}=2$ )，维持呼吸作用的大小就会增加一倍。第二种是生长呼吸作用，它是碳水化合物转化为结构性物质时由于能量消耗所发生的损失。WOFOST 不单独计算生长呼吸，而是使用一个转换效率因子来估计生长呼吸。

每日维持呼吸总消耗  $R_M(\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}\cdot\text{d}^{-1})$  可由公式 3-5 计算得到：

$$R_M = R_{m,T} \cdot W \quad 3-5$$

$W$  为干物质重， $R_{m,T}$  为实际维持呼吸速率。

生长呼吸速率  $R_g(\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}\cdot\text{d}^{-1})$  可由公式 3-6 计算得到：

$$R_g = (1 - C_e)(R_d - R_M) \quad 3-6$$

$$R_d = \frac{30}{44} A_d \quad 3-7$$

式中,  $C_e$  为同化物转化效率,  $R_d$  为日总同化物的同化速率( $\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}\cdot\text{d}^{-1}$ ),  $A_d$  为每日总  $\text{CO}_2$  同化速率。

#### 3.4.2.4 干物质分配

在 WOFOST 中, 物质分配直接与作物的发育阶段相关联。光合作用产物经过呼吸消耗后, 剩余部分会按照特定的比例分配到不同器官中, 最终形成各个器官的干物质。静态分配表提供了依据作物发育阶段分配到不同器官同化物的比例。

总生长速率  $\Delta W(\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}\cdot\text{d}^{-1})$  可由公式 3-8 计算得到:

$$\Delta W = C_e \cdot (R_d - R_M) \quad 3-8$$

每个器官获得的干物质积累为:

$$\Delta W_i = PC_i \cdot \Delta W \quad 3-9$$

式中  $PC_i$ , 为干物质分配到叶、茎、贮存器官的分配系数。

#### 3.4.2.5 蒸腾作用

WOFOST 对作物蒸腾、土壤蒸发和开放水域蒸发的计算进行了区分。蒸腾作用作为作物模拟的一部分进行计算, 而土壤或水分蒸发的计算则委托给土壤水分平衡模块。在 WOFOST 中, 植物生长的最佳土壤湿度范围是根据大气的蒸发需求(冠层的潜在蒸腾作用)、作物种类和土壤总持水量确定的。在这个范围内, 蒸腾损失得到充分补偿。潜在蒸腾速率取决于叶面积、大气的蒸发需求。同化速率  $A$  为潜在同化速率  $A_p$ (均为 $[\text{kg}/\text{ha}\cdot\text{d}^{-1}]$ )和实际(受水分限制)蒸腾速率  $T_a$ 和潜在蒸腾速率  $T_p$ (均为 $\text{mm}\cdot\text{d}^{-1}$ )之比的乘积, 即公式 3-10。

$$A = \frac{T_a}{T_p} A_p \quad 3-10$$

#### 3.4.3 WOFOST 模型的优势

WOFOST 模型作为一个解释性的作物生长模型, 目前已广泛应用于产量预测<sup>[95]</sup>、气候变化评估<sup>[38]</sup>、遥感数据同化估产<sup>[64]</sup>等领域。WOFOST 模型最早使用 Fortran 语言开发, 但 Fortran 语言的可移植性差、数据接口复杂。为此, WOFOST 团队开发了 Python Crop Simulation Environment (PCSE)。PCSE 内部集成了 WOFOST 模型和 LINTUL3 模型, 其代码完全用 Python 编写, 这使 WOFOST 模型的修改和扩展都非常方便灵活。它可以方便的与数据库、图形用户界面、可视化工具等进行对接。一些优化算法、同化算法等均能够方便的集成到 WOFOST 模型中。PCSE 中还增加了农田管理模块(包括施肥、灌溉、轮作等), 同时正在开发冻害模拟模块、高温胁迫模拟模块等。这些改变使得 WOFOST 模型具有了更加广阔的发展和应用前景。

### 3.5 敏感性分析方法

由于作物模型在建模过程中使用了大量的参数对作物的生长过程进行描述,造成了模型在使用时获取所有参数非常困难且需花费很大的代价<sup>[96]</sup>。在特定的生产条件下,对作物生长模型输出结果影响较大的参数往往是少数的几个<sup>[97]</sup>。因此,将精力集中敏感参数上能够提高模型校准的准确性和效率。敏感性分析能够量化模型各个参数对模型输出结果的影响,已被广泛的应用于作物生长模型的校准和改进<sup>[98]</sup>。基于方差法的扩展傅里叶幅度敏感性检验算法(EFAST),可以计算每个参数及其与其它参数的相互作用对模型输出结果的贡献度而被大量应用于模型的敏感性分析中<sup>[99-101]</sup>。

#### 3.5.1 EFAST 算法

EFAST 方法是由 Saltelli 等<sup>[102]</sup>以傅里叶幅度敏感性检验法(FAST)为基础,并吸收 Sobol 方法的优点进行综合集成后,形成的一种基于方差分解的全局敏感性分析方法。它采用模型方差分析的思想,认为模型输出的方差是由各个参数以及参数之间的相互作用所引起。它能够反映模型的输出变量对输入参数的敏感性。因此,通过模型方差的分解可以得到各参数及参数间的互作对总方差的贡献比例,即参数的敏感性指数。其基本原理为,首先通过某一转换函数,将模型中选定的不同参数空间的频谱曲线转换成具有一个共同独立参数的函数曲线,即通过转换函数将 $Y = f(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$ 转换成 $Y = f(s)$ ,从而将多维空间转换成了一个单一维空间,使模型成为一个独立参数的周期函数。然后将该函数进行傅里叶变换,提取各频率傅里叶级数的频谱曲线,就可以得出某一参数变化对输出变量的影响,表现为某一参数变化引起模型结果变化的方差占模型总方差的比率,而模型总方差为各参数的方差与各参数之间交互作用的方差之和,即公式 3-11。

$$V = \sum_i V_i + \sum_{i \neq j} V_{ij} + \sum_{i \neq j \neq k} V_{ijk} + \dots + V_{12 \dots n} \quad 3-11$$

在该式中,  $V$  为模型的总方差;  $V_i$  为在模型其他参数不变, 单个参数变化情况下引起的方差, 称为一阶方差;  $V_{ij}$  为两个参数之间的交互作用所引起的耦合方差, 称为二阶方差; 同理,  $V_{ijk}$  为三阶方差。模型的总方差即为各参数的各阶方差之和。

通过归一化处理, 参数  $X_i$  的一阶敏感性指数  $S_i$  定义为:

$$S_i = \frac{V_i}{V}, S_{ij} = \frac{V_{ij}}{V}, S_{ijk} = \frac{V_{ijk}}{V}, S_{12 \dots n} = \frac{V_{12 \dots n}}{V} \quad 3-12$$

参数  $X_i$  的全局敏感性指数为该参数各阶敏感性指数之和, 即:

$$S_{Ti} = S_i + S_{ij} + S_{ijk} + \dots + S_{12 \dots n} \quad 3-13$$

全局敏感性指数与局部敏感性指数进行比较可以得出参数的交互作用的影响大小, 当参数之间没有耦合作用时, 即参数之间的交互作用为零, 此时参数的全局敏感性指数就等于该参数的局部敏感性指数。

#### 3.5.2 敏感性分析过程

敏感性分析主要使用 SimLab (版本 2.2.1) <sup>[103]</sup> 软件实现, 其过程如图 6。主要有以下几



个过程（1）参数范围及其分布的确定；（2）蒙特卡洛取样生成随机样本集；（3）使用生成的样本集运行 WOFOST 模型；（4）模型运行结果生成输出文件；（5）输出文件带入 SimLab 软件计算出各个参数敏感性。本研究主要对 WOFOST 作物参数进行研究，由于参数的分布情况并不确定，应用均匀分布进行取样。由于参数的范围对敏感参数的排名影响很小<sup>[100, 104]</sup>，因此选择参数默认值上下波动 10%作为参数范围，具体参数如表 4 所示。

表 4 WOFOST 敏感性分析的输入参数

Table 4 Input parameters of WOFOST

参数名称 Parameters	定义 Define	单位 Unit	下限值 Lower	上限值 Upper
TDWI	初始作物总干重	kg/hm <sup>2</sup>	189	231
LAIEM	出苗时的叶面积指数		0.12285	0.15015
RGR_LAI	叶面积指数最大增长率	hm <sup>2</sup> /(hm <sup>2</sup> ·d <sup>1</sup> )	0.007353	0.008987
SLATB0	生育期为 0 时的比叶面积	hm <sup>2</sup> /kg	0.001908	0.002332
SLATB0.5	生育期为 0.5 时的比叶面积	hm <sup>2</sup> /kg	0.001908	0.002332
SLATB2.0	生育期为 2.0 时的比叶面积	hm <sup>2</sup> /kg	0.001908	0.002332
SPAN	在 35℃时叶面积的生命周期	d	28.17	34.43
TBASE	叶龄的低温阈值	℃	-1	1
KDIFTB0	生育期为 0 时可见光散射消光系数		0.54	0.66
KDIFTB2	生育期为 2.0 时可见光散射消光系数		0.54	0.66
EFFTB0	平均温度为 0℃时单叶最大光能利用率		0.405	0.495
EFFTB40	平均温度为 40℃时单叶最大光能利用率		0.405	0.495
AMAXTB0.0	生育期为 0 时单叶最大 CO <sub>2</sub> 同化速率	kg/(hm <sup>2</sup> ·h <sup>1</sup> )	32.247	39.413
AMAXTB1.0	生育期为 1.0 时单叶最大 CO <sub>2</sub> 同化速率	kg/(hm <sup>2</sup> ·h <sup>1</sup> )	32.247	39.413
AMAXTB1.3	生育期为 1.3 时单叶最大 CO <sub>2</sub> 同化速率	kg/(hm <sup>2</sup> ·h <sup>1</sup> )	32.247	39.413
AMAXTB2.0	生育期为 2.0 时单叶最大 CO <sub>2</sub> 同化速率	kg/(hm <sup>2</sup> ·h <sup>1</sup> )	4.032	4.928
TMPFTB0	最大光合速率在 0℃时校正因子		0.009	0.011
TMPFTB10	最大光合速率在 10℃时校正因子		0.54	0.66
CVL	叶片同化物转换效率		0.6165	0.7535
CVO	储存器官同化物转换效率		0.6381	0.7799
CVR	根同化物转换效率		0.6246	0.7634
CVS	茎同化物转换效率		0.5958	0.7282
Q10	温度增加 10℃，呼吸速率相对改变量		1.8	2.2
RML	叶片的维持呼吸速率	kg/(kg·d)，以 CH <sub>2</sub> O 计	0.027	0.033
RMO	储存器官的维持呼吸速率	kg/(kg·d)，以 CH <sub>2</sub> O 计	0.009	0.011
RMR	根的维持呼吸速率	kg/(kg·d)，以 CH <sub>2</sub> O 计	0.0135	0.0165
RMS	茎的维持呼吸速率	kg/(kg·d)，以 CH <sub>2</sub> O 计	0.0135	0.0165
FRTB0	生育期为 0 时根干物质分配系数		0.45	0.55
FRTB0.4	生育期为 0.4 时根干物质分配系数		0.153	0.187
FRTB0.7	生育期为 0.7 时根干物质分配系数		0.063	0.077
FRTB0.9	生育期为 0.9 时根干物质分配系数		0.027	0.033
FLTB0	生育期为 0 时叶干物质分配系数		0.72	0.88
FLTB0.25	生育期为 0.25 时叶干物质分配系数		0.63	0.77
FLTB0.5	生育期为 0.5 时叶干物质分配系数		0.45	0.55
FLTB0.646	生育期为 0.646 时叶干物质分配系数		0.27	0.33
PERDL	水分限制时叶片的相对死亡率	kg/(kg·d)	0.27	0.33
RDRRTB1.5	生育期为 1.5 时根的死亡率	kg/(kg·d)	0.018	0.022
RDRRTB2.0	生育期为 2.0 时根的死亡率	kg/(kg·d)	0.018	0.022
RDRSTB1.5	生育期为 1.5 时茎的死亡率	kg/(kg·d)	0.018	0.022
RDRSTB2.0	生育期为 2.0 时茎的死亡率	kg/(kg·d)	0.018	0.022
RDI	初始根长	cm	9	11
RRI	根深日最大增长率	cm/d	1.08	1.32
RDMCR	最大根深	cm	112.5	137.5

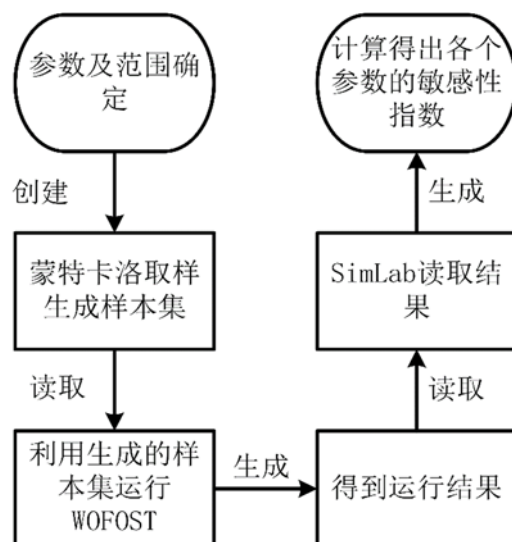


图 6 敏感性执行过程

Fig. 6 Sensitivity analysis execution process

### 3.6 SUBPLEX 优化算法

SUBPLEX 算法是一种子空间搜索算法<sup>[105]</sup>。它基于 Nelder-Mead (NMS) 单纯形搜索算法, 通过确定一组改进的子空间, 之后对每个子空间进行搜索。该方法比单纯形搜索或强制搜索方法具有更高的计算效率。在模型的优化校准过程中, 首先需要构建代价函数, 代价函数  $f(x)$  一般使用均方根误差(RMSE)<sup>[77]</sup>, 见公式 3-14:

$$f(x) = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_s - x_o)^2} \quad 3-14$$

其中  $n$  为观测值数量,  $x_s$  和  $x_o$  分别表示模拟值和观测值。

此外, 算法在运行时还要设置相对收敛容差( $\varepsilon$ )或者最大迭代次数来确定优化的终止条件。 $\varepsilon$  决定了代价函数收敛的阈值, 理论上,  $\varepsilon$  值越小, 同化精度越高。但较低的收敛容差会大大的增加计算成本。

实现 SUBPLEX 方法的关键是设置步长和子空间, 然后使用单纯搜索算法 (NMS) 搜索每个子空间以执行内部最小化。存储在向量中的步长决定了用于内部最小化的初始单纯形搜索算法的规模 and 方向。对于第一个循环, 步长等于初始步长。然后, 根据上一个循环中取得的步长, 对步长进行重新调整。重新缩放的步长依据公式 3-15 进行:

$$step = \begin{cases} \min(\max(|\Delta x|_1 / (|step|_1 \cdot \omega), 1/\omega) \cdot step & \text{if } nsubs > 1 \\ \varphi \cdot step & \text{if } nsubs = 1 \end{cases} \quad 3-15$$

其中  $\Delta x$  代表连续迭代后观测和模拟的差异,  $nsubs$  表示子空间的数量。当只有一个子空间时, 单纯形搜索算法缩减系数的因子  $\varphi$  用于缩减相同步长的单纯形的大小。如果  $\varphi$  值减小, 子空间搜索变得更精确。 $\omega$  表示步长减小系数, 用于控制步长的修改程度。较小的  $\omega$  值通常可以快速收敛到局部最小值。相反, 较大的  $\omega$  值会降低收敛速度, 但可以实现更全面的

搜索，以获得较小的代价函数值。接下来，将通过公式 3-16 重置第  $i$  个分量的步长：

$$step_i = \begin{cases} sign(\Delta x_i) \cdot |-step_i| & \text{if } \Delta x_i \neq 0 \\ -step_i & \text{if } \Delta x_i = 0 \end{cases} \quad 3-16$$

设置子空间， $nsubs$  与子空间维度  $nsi$  之间的关系如公式 3-17：

$$\sum_{i=1}^{nsubs} nsi = n \quad 3-17$$

第一子空间维度  $ns1$  由下式确定：

$$ns_1 = \begin{cases} \frac{\left| \left| (\Delta x_{p1}, \dots, \Delta x_{pk})^T \right| \right|_1}{k} - \frac{\left| \left| (\Delta x_{p1}, \dots, \Delta x_{pn})^T \right| \right|_1}{n-k} & \text{if } k < n \\ \frac{\left| \left| (\Delta x_{p1}, \dots, \Delta x_{pn})^T \right| \right|_1}{n-k} & \text{if } k = n \end{cases} \quad 3-18$$

第一个约束迫使  $ns1$  处于适当的范围内，第二个约束保证剩余的  $(n-ns1)$  矢量可以分区。重复该过程以确定  $ns2$ 、 $ns3$  等。在设定步长和子空间后，使用 NSM 算法搜索每个子空间以最小化代价函数。

## 3.7 遥感与作物模型同化方法

### 3.7.1 同化流程设计

WOFOST 与 MODIS 数据同化的具体流程如图 7。首先对 WOFOST 模型进行敏感性分析，得到模型的敏感参数。使用气象数据、土壤数据、作物数据运行 WOFOST 模型，基于模型模拟值与田间实测值构建代价函数，利用 SUBPLEX 优化算法对模型的敏感参数进行优化，得到校准后的模型。遥感数据需要先利用 S-G 包络滤波进行平滑处理，之后基于田间实测的 LAI 对遥感数据进行校正。

运行校正后的 WOFOST 模型，在运行过程中若存在遥感观测数据，则基于模型模拟的 LAI 与遥感观测的 LAI 利用集合卡尔曼滤波进行同化，若不存在遥感观测数据，则模型继续往下运行直至结束，得到同化后的模拟结果。最后，利用田间的实测结果对同化后的结果进行精度评价。

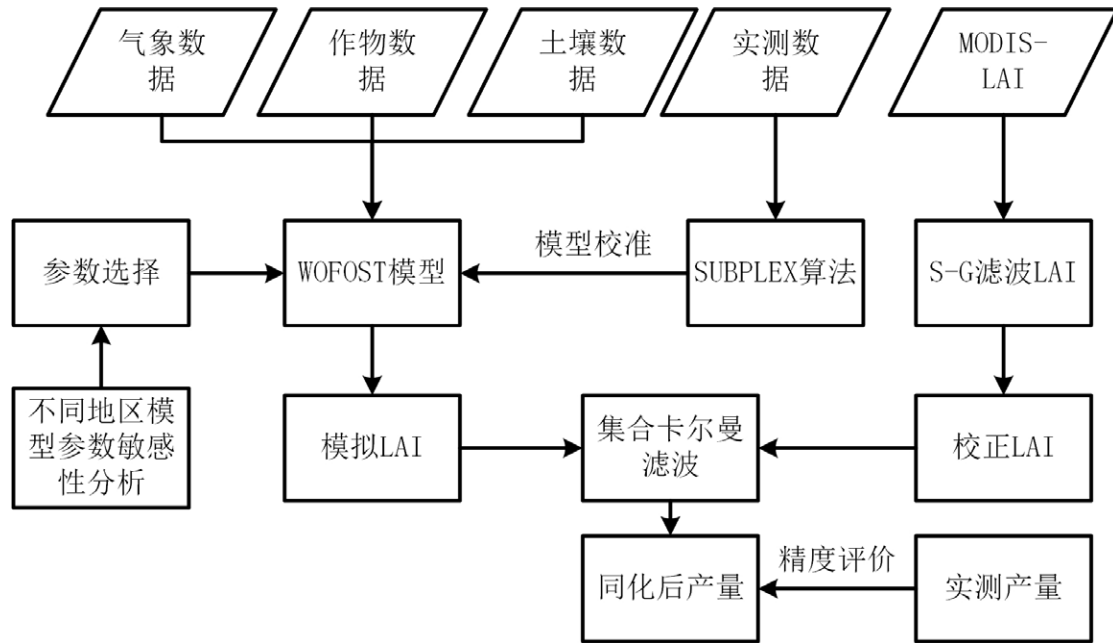


图 7 数据同化流程

Fig. 7 Assimilation process

### 3.7.2 集合卡尔曼滤波算法

集合卡尔曼滤波是一种常用的序贯同化算法,它在卡尔曼滤波的基础上引入了集合的观念,可以通过集合来估测模型预报的协方差。集合卡尔曼滤波是基于蒙特卡罗的卡尔曼滤波实现,可用于极高维、非线性和非高斯状态估计问题<sup>[106]</sup>。基本过程为,建立一个状态变量的集合,集合中包含所有状态变量的可能取值,集合中每个成员的平均值作为状态变量的最佳估计。集合的所有成员通过模型向前运行,当存在观测值时,就通过观测值更新集合内的所有成员。若无观测值则依据模型向下运行。

卡尔曼滤波基本原理为,假定一个  $n$  维状态变量  $x$  和  $m$  维状态变量  $y$ ,在  $k$  时刻的状态变量误差为  $v_k$ ,观测误差为  $e_k$ 。设定  $cov(v_k) = Q$ ,  $cov(e_k) = R$  则:

$$x_{k+1} = Fx_k + Gv_k \quad 3-19$$

$$y_k = Hx_k + e_k \quad 3-20$$

状态变量  $x$  的均值  $\hat{x}_{k|k}$  和协方差矩阵  $P_{k|k}$  的更新和预测为:

$$\hat{x}_{k+1|k} = F\hat{x}_{k|k} \quad 3-21$$

$$P_{k+1|k} = FP_{k|k}F^T + GQG^T \quad 3-22$$

对于一个有  $N$  个成员的集合,  $\hat{x}_{k|k}$  和  $P_{k|k}$  可表示为:

$$\bar{x}_{k|k} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_k^{(i)} \approx \hat{x}_{k|k} \quad 3-23$$

$$\bar{P}_{k|k} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N \left( x_k^{(i)} - \bar{x}_{k|k} \right) \left( x_k^{(i)} - \bar{x}_{k|k} \right)^T \approx P_{k|k} \quad 3-24$$

式中  $N$  为集合成员个数,  $i$  为成员索引。

## 4 结果与分析

### 4.1 WOFOST 模型参数敏感性分析

#### 4.1.1 河南省的气候特征分析与敏感性分析位点选择

利用从 NASA POWER 数据库获得的 2019 年 10 月 1 日至 2020 年 6 月 10 日的气象数据,通过插值建立了河南省主要气象因子的分布图(图 8)。从图中可以看出,河南省气象因子的分布呈现了一定的规律:降水从南到北依次减少,而辐射从南到北依次增加。平均水汽压和积温均呈现从东南到西北逐渐下降的趋势。气象因子的分布呈现出豫北辐射充足,但降水少,水汽压低,积温低。豫中和豫东的气象因素均处于中等水平。豫西的主要气象特征是低积温和低水汽压。豫南积温,降水和水汽压较高,而辐射较低。

依据河南省的气象特征,本研究选取了豫北:内黄、滑县;豫中:许昌、商丘;豫西:洛宁、汝阳;豫南:息县、邓州等 8 个典型的试验位点来进行敏感性分析。分别以地上部生物量、产量和 LAI 为目标,对 WOFOST 模型的参数进行了全局敏感性分析。分析了在潜在条件和水分限制条件下 WOFOST 作物模型敏感参数。

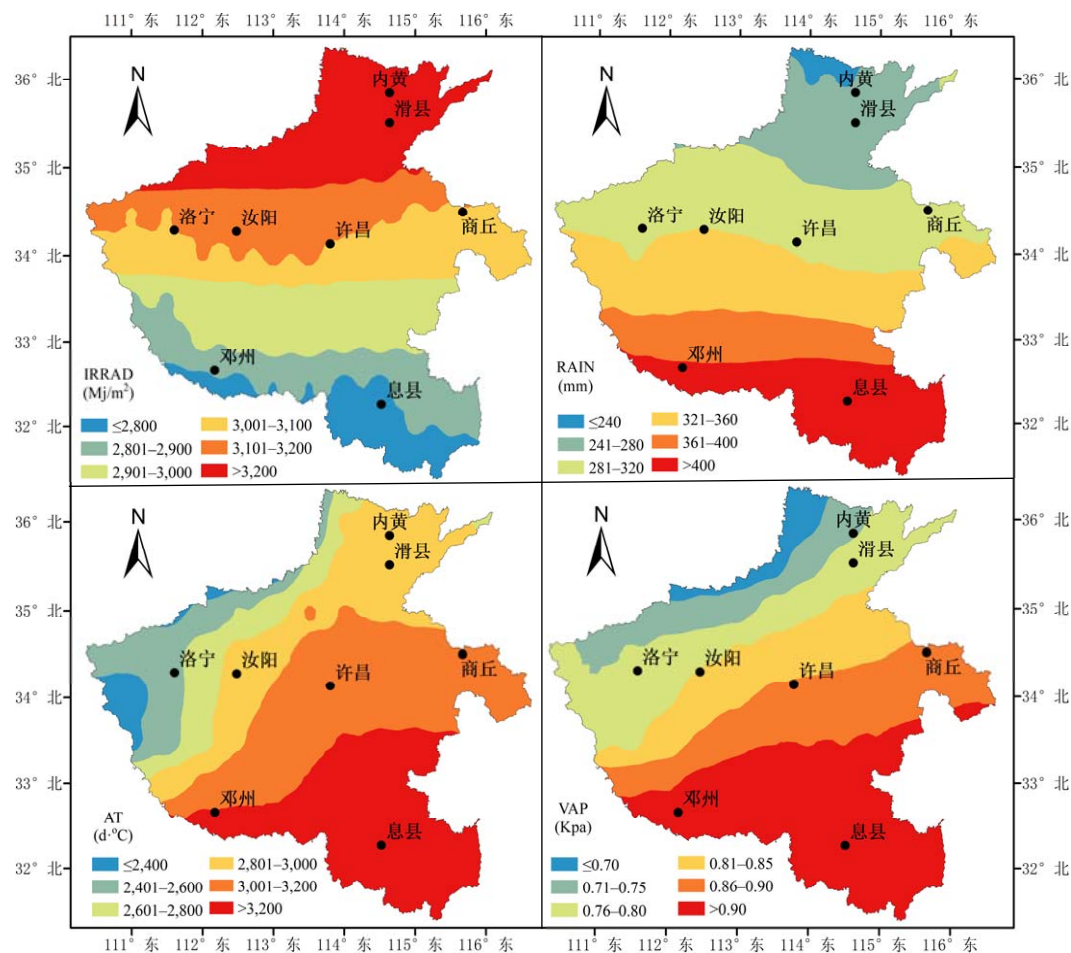


图 8 河南省气象因素分布情况, IRRAR, 总辐射; RAIN, 降雨; AT, 大于 0°C 积温; VAP, 水汽压

Fig. 8 Meteorological characteristics in Henan Province, IRRAR, total radiation; RAIN, precipitation; AT, accumulated temperature > 0 °C; VAP, vapor pressure

#### 4.1.2 潜在生产条件下小麦产量和生物量的参数敏感性特征

潜在生产条件下产量的参数敏感性如图 9a 所示。产量的主要敏感参数在不同地区表现一致。参数 CVO、AMAXTB1.3、EFFTB40、KDIFTB2.0、SLATB0.5 的敏感性较强，在 8 个地区的敏感性指数均在 0.05 以上。其中，参数 CVO 的敏感性最强，在所有地区敏感性指数均在 0.4 以上。参数最大光合速率（AMAXTB1.3）的敏感性在北部地区（如滑县、内黄、许昌等）要高于参数单叶最大光能利用率（EFFTB40）。而在南部地区（如邓州、息县）EFFTB40 的敏感性强于 AMAXTB1.3。

对于生物量（图 9b），8 个地区敏感性指数在 0.1 以上的参数均为 EFFTB0、EFFTB40 和 CVS。与产量的敏感性结果类似，生物量的参数敏感性也表现出了北部地区最大光合速率（AMAXTB1.0）的敏感性要高于南部地区。而南部地区的单叶最大光能利用率（EFFTB40 和 EFFTB0）的敏感性高于北部地区。此外，与光合作用（KDIFTB0、KDIFTB2.0、AMAXTB0、AMAXTB1.0）、叶面积形成（SLATB0、SLATB0.5）、干物质分配（CVL、CVO、FRTB0、FLTB0）、呼吸作用（Q10、RML）等相关的参数对结果也有一定影响，敏感性指数在 0.02 ~ 0.1 之间。

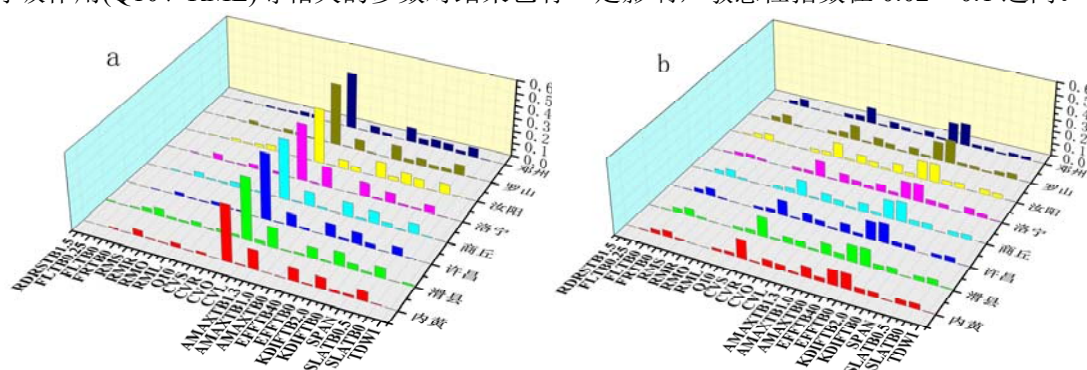


图 9 潜在条件下的参数总敏感性指数：a，产量；b，地上部生物量，总敏感性指数在 0.01 以下的参数没有在图中显示

Fig. 9 Total sensitivity index of parameters under potential conditions: a, yield; b, aboveground biomass. Parameters whose sensitivity index to yield and biomass was less than 0.01 are not shown in the figure.

#### 4.1.3 水分限制条件下小麦产量和生物量的参数敏感性特征

水分限制条件下参数的敏感性分析结果如图 10 所示，8 个地区敏感性参数差异较大。从产量的参数敏感性结果来看（图 10a），豫南地区（邓州、息县）的敏感性参数与潜在生产条件下的结果相比差异不大，CVO 和 EFFTB40 仍是邓州和息县的敏感参数。从豫南到豫北，参数 CVO、KDIFTB2.0、EFFTB40 和 AMAXTB1.3 的敏感性不断下降。而与前期叶面积形成和光截获相关的参数（SLATB0、FLTB0、FRTB0 和 KDIFTB0）成为了除豫南地区外其它地区的敏感参数。参数 CVO 和 KDIFTB2.0 的敏感性指数在豫北地区分别下降到了 0.06 和 0.02 以下。

地上部生物量的敏感参数在不同地区的敏感性差异也较大（图 10b）。豫南地区的敏感参数与潜在生产条件下的相同，EFFTB0、EFFTB40 和 CVS 为敏感参数。除豫北地区（内黄



和滑县)外,参数 EFFTb0、EFFTb40 和 CVS 在其它地区的敏感性指数均大于 0.1。豫北地区的敏感参数为 KDIFTb0、SLATb0 和 CSV。其中, KDIFTb0 的敏感性最强,敏感性指数达到了 0.3 以上。豫西和豫中地区的敏感参数相同,均为 KDIFTb0、EFFTb0、EFFTb40 和 CVS。

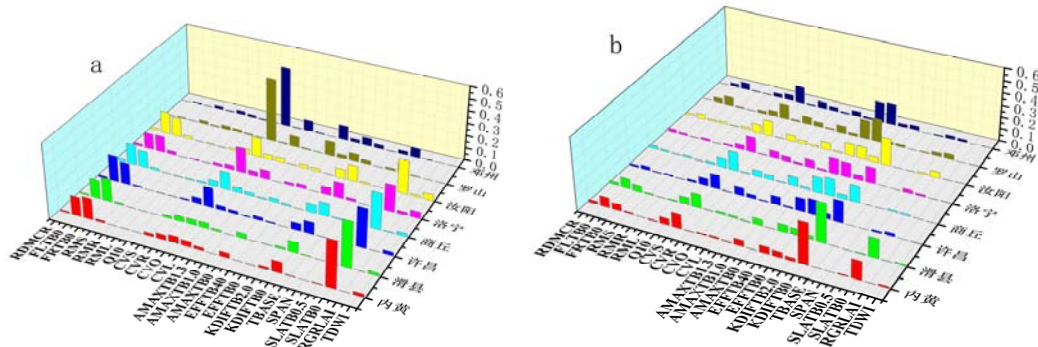


图 10 水分限制条件下的参数总敏感性指数: a, 产量; b, 地上部生物量, 总敏感性指数在 0.01 以下的参数没有在图中显示

Fig. 10 The total sensitivity index of parameters under water-limited production scenarios. Parameters whose sensitivity index to yield and biomass was less than 0.01 are not shown in the figure.

#### 4.1.4 小麦 LAI 的参数敏感性特征

WOFOST 模型是一个按照天为步长进行模拟的过程模型,在时间序列上是连续的。因此对,小麦生长过程中状态变量进行敏感性分析是十分必要的。分别在潜在生产条件和水分限制条件下,分析了 WOFOST 模型输出参数 LAI,在河南省四个小麦生产类型区的参数敏感性(图 11)。结果显示,在不同的生育阶段 LAI 的敏感参数不同。潜在生产条件下,小麦从出苗到出苗后 150 天,主要经历了出苗-越冬两个生育阶段。此时,影响 LAI 的主要参数为 SLATb0、FRTb0、FLTB0。从越冬后到出苗后约 200 天,SLATb0.5 是最敏感的参数,且敏感性指数均在 0.3 以上。此时期与光合作用相关的参数(EFFTb0、AMAXTB0)以及与生育时期相对应的叶干物质分配系数(FLTB)和叶、茎同化物的转化效率(CVL、CVS)相较于其它参数更为敏感。当叶面积开始下降(约出苗后 180 天)时,KDIFTb0 和 KDIFTb2.0 的敏感性增强。豫南地区的 KDIFTb0 和 KDIFTb2.0 的敏感性低于其它地区。在小麦成熟前的 10 天左右,SPAN 是影响 LAI 的最重要参数,最高敏感性指数均在 0.8 以上。

在水分限制条件下,豫南地区的敏感参数变化不大,而在豫北,豫中和豫西,前期的消光系数 KDIFTb0 的敏感性增加,后期的消光系数 KDIFTb2.0 的敏感性减弱,SPAN 的影响时间也减少。此外,与潜在条件下相比,豫北,豫中和豫西地区的 PERDL 和 RDMCR 在叶面积下降时的敏感性有所增加,其中 PERDL 在豫北的敏感性指数最高达到了 0.17。

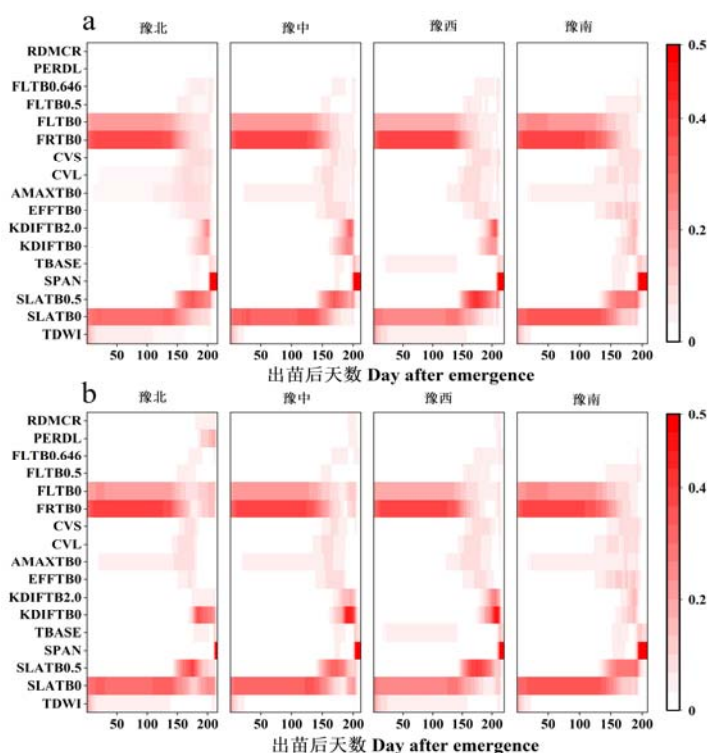


图 11 不同小麦生产类型区在下 LAI 在整个生育期的参数总敏感性指数：a，潜在条件下；b，水分限制条件下，总敏感性指数在 0.05 以下的参数没有在图中显示

Fig. 11 The total sensitivity index of the parameters of the LAI during the entire growth period: a, Optimal water supply conditions; b, Water-limited production scenarios. The parameters whose sensitivity index was less than 0.05 are not shown in the figure.

## 4.2 WOFOST 模型的校准与验证

### 4.2.1 模型校准策略分析

基于模型敏感性分析结果总结了模型校准的策略。在模型的校准时，首先要对物候期进行标定。在物候期准确的情况下，基于气象和生产条件分析水分供应情况。基于水分供应情况选择相应的校准参数：在水分充足时，参数 CVO、CVS、EFFTB0、EFFTB40、AMAXTB1.0、AMAXTB1.3、KDIFTB2.0 对产量和地上生物量有较大影响；参数 SLATB0、SLATB0.5、FRTB0、FLTB0、KDIFTB0、KDIFTB2.0、SPAN 对 LAI 敏感。对 LAI 进行校准时，要考虑不同生育阶段对应的敏感参数。对 LAI 和产量、生物量同时敏感的参数（如 KDIFTB2.0）要同步调整。水分不足时，应优先考虑 KDIFTB0、SLATB0、FLTB0 等与早期光截获相关的参数。最后，基于实测值和模拟值构建 LAI、生物量和产量的代价函数来优化对应的敏感参数。

### 4.2.2 开花期和成熟期的校准与验证

WOFOST 模型作物物候期发展主要是由积温控制，对于小麦来说，还受到光周期和春化作用的影响（见 3.4.2.1 物候发育）。基于田间观测的生育时期和模型模拟的生育时期，利用 SUBPLEX 算法对与物候期发展相关的参数（出苗到开花的积温 TSUM1、开花到成熟的



积温 TSUM2、最佳日常 DLO 和满足春化所需天数 VERN SAT) 进行优化。在四个小麦生产类型区内各选择一个代表位点(滑县 HX、开封 KF、洛宁 LN、息县 XX) 进行校准, 基于四个地点的模型模拟值和实测值构建代价函数, 得到结果如表 5 所示。从表中可以看出, WOFOST 模型能够较好的模拟河南省小麦的生育期。模型在四个地区开花期和成熟期的校准误差均为 0.75 天, 在其它地区验证的误差分别为 1.62 天和 1.08 天。其中商丘和邓州的开花期误差相对较大, 分别为 3 天和 4 天。修武和邓州的成熟期误差较大, 分别为 3 天和 4 天。其它地区模型模拟的误差均在 2 天以内。

表 5 试验点的开花期与成熟期的模拟与验证

Table 5 The observed phenology and the model simulated phenology in the sites

地点 Site	播种期 Sowing date	开花期 Anthesis	模拟开花期 Simulated anthesis	成熟期 Mature date	模拟成熟期 Simulated mature date	开花期误差 Anthesis error	成熟期误差 Mature date error
滑县	2019/10/19	2020/4/25	2020/4/24	2020/6/1	2020/5/30	-1	-2
开封	2019/10/23	2020/4/22	2020/4/22	2020/5/28	2020/5/28	0	0
洛宁	2019/10/16	2020/5/3	2020/5/1	2020/6/5	2020/6/6	-2	1
息县	2019/10/20	2020/4/15	2020/4/15	2020/5/23	2020/5/23	0	0
校准平均						0.75	0.75
邓州	2019/10/29	2020/4/17	2020/4/14	2020/5/26	2020/5/22	-3	-4
方城	2019/10/27	2020/4/18	2020/4/18	2020/5/26	2020/5/26	0	0
焦作	2019/10/18	2020/4/26	2020/4/28	2020/6/1	2020/6/2	2	1
罗山	2019/10/20	2020/4/15	2020/4/15	2020/5/23	2020/5/23	0	0
漯河	2019/10/23	2020/4/18	2020/4/19	2020/5/26	2020/5/26	1	0
内黄	2019/10/18	2020/4/24	2020/4/25	2020/6/1	2020/5/30	1	-2
平舆	2019/10/23	2020/4/17	2020/4/17	2020/5/25	2020/5/24	0	-1
汝阳	2019/10/20	2020/4/21	2020/4/24	2020/5/29	2020/5/30	3	1
商丘	2019/10/18	2020/4/26	2020/4/22	2020/5/28	2020/5/29	-4	1
修武	2019/10/21	2020/4/24	2020/4/22	2020/5/31	2020/5/28	-2	-3
许昌	2019/10/18	2020/4/19	2020/4/21	2020/5/27	2020/5/27	2	0
原阳	2019/10/11	2020/4/21	2020/4/23	2020/5/29	2020/5/29	2	0
验证平均						1.62	1.08

#### 4.2.3 LAI 的校准与验证

利用 SUBPLEX 算法对 LAI、产量和生物量的敏感参数进行优化。利用优化后的模型在其它地区进行验证。其中, LAI 的校准结果如图 12 所示。从图中可以看出, 在小麦出苗后, LAI 先呈现指数型增长, 在越冬期小麦停止生长, 越冬后小麦快速增长, 在孕穗期前后达到最大值, 在生殖生长阶段 LAI 开始下降, 到成熟时 LAI 基本为零。校准后的模型对 LAI 的模拟与实测值较为一致。模拟值与实测值之间的  $R^2$  在 0.87-0.98 之间, RMSE 在 0.34-0.79 之

间。从 LAI 的验证结果来看, LAI 的验证  $R^2$  为 0.77, RMSE 为 1.06。结果表明, 校准后的 WOFOST 模型能够很好的模拟河南省小麦的 LAI。

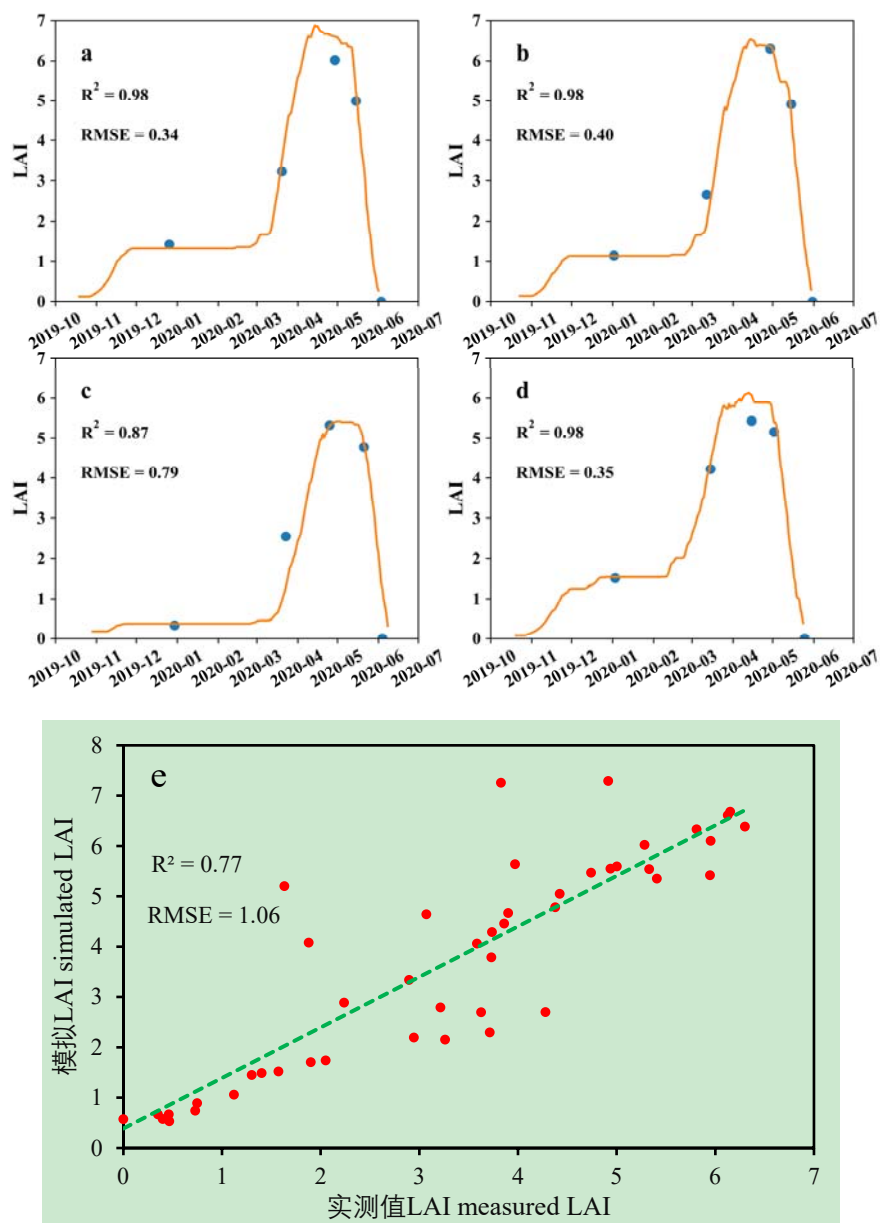


图 12 LAI 的校准结果: a, 滑县; b, 开封; c, 洛宁; d, 息县; e, 验证结果

Fig. 12 The calibration results of LAI: a, HX; b, KF; c, LN; d, XX; e, validation

#### 4.2.4 生物量的校准与验证

四个试验点地上部生物量校准结果如图 13 所示。模拟结果表明, 小麦出苗后, 生物量缓慢增加, 在越冬期小麦停止生长, 生物量保持不变。随着生育继续进程的推进, 地上部生物量总体呈现 S 型曲线增长, 返青后快速增加, 在灌浆后期增加缓慢。地上部生物量的模拟结果在拔节期被低估, 但总体模拟结果比较理想, 模拟值与实测值的  $R^2$  均在 0.92-0.97 之间, RMSE 在 1.73-2.36 t/hm<sup>2</sup> 之间。地上部生物量的验证结果也较好,  $R^2$  为 0.94, RMSE 为 2.22。说明 WOFOST 模型能够较好的模拟河南省小麦的干物质积累过程。

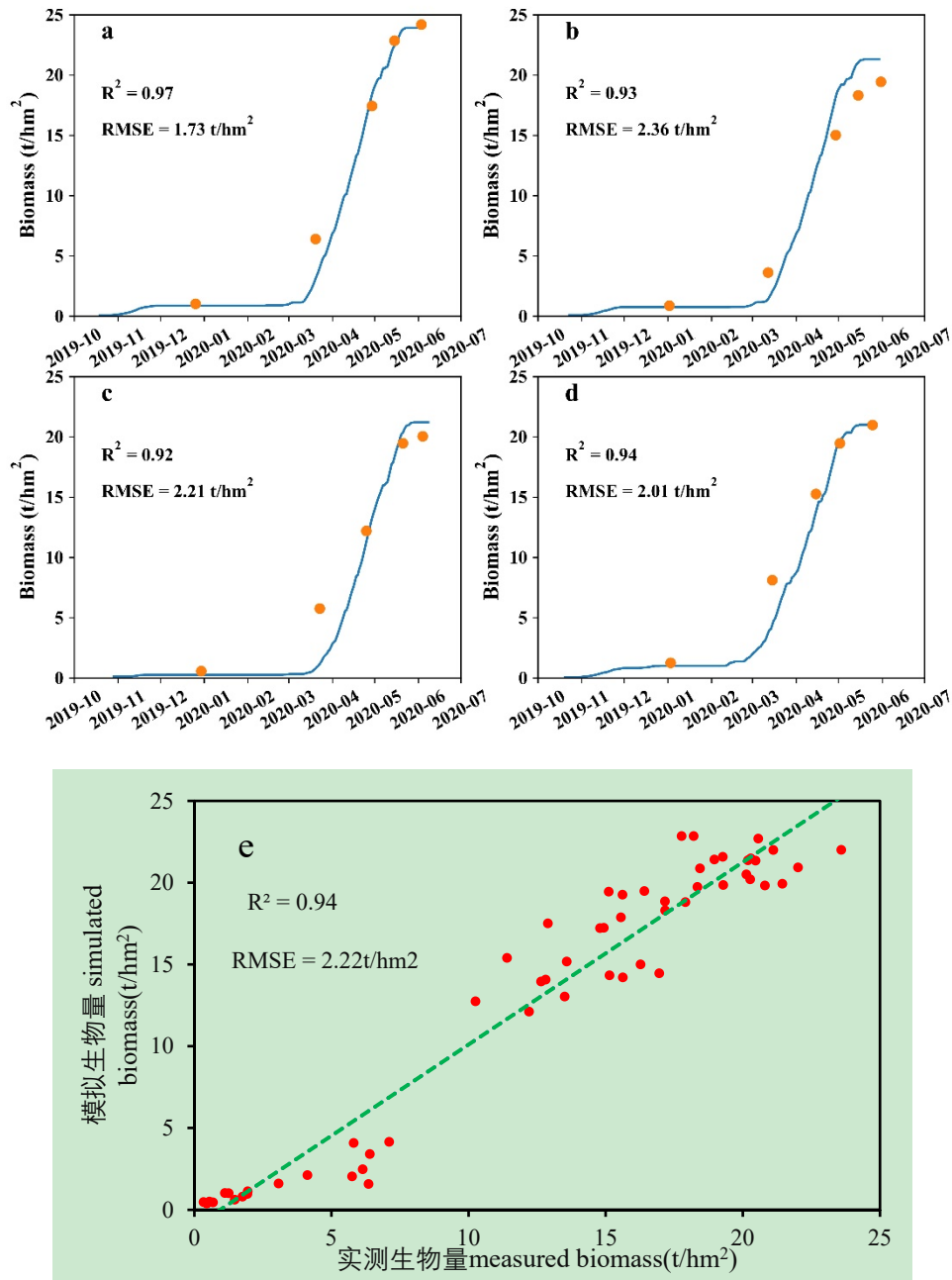


图 13 地上部生物量的校准与验证结果: a, 滑县; b, 开封; c, 洛宁; d, 息县; e, 验证结果

Fig. 13 The calibration results of aboveground biomass: a, HX; b, KF; c, LN; d, XX; e, validation

#### 4.2.5 产量的校准与验证

产量的校准结果如图 14a 所示, 产量在滑县、开封、洛宁、息县这四个地点的校准结果表现较好, 四个地区的模拟误差分别为 0.29 t/hm<sup>2</sup>、0.22 t/hm<sup>2</sup>、0.34 t/hm<sup>2</sup>、0.10 t/hm<sup>2</sup>。说明利用 SUBPLEX 算法能够较好的对模型进行校准。在其它 14 个地点进行验证的结果如图 14b 所示, 验证结果的  $R^2$  为 0.66, RMSE 为 1.43 t/hm<sup>2</sup>。与模拟结果相比, 模型在其它地区验证的结果误差明显偏大。这表明模型在不同地区应用时, 仅使用一套作物参数会导致明显的模拟误差, 因而模型在区域应用时结合遥感数据对其进行一定的校正是必要的。

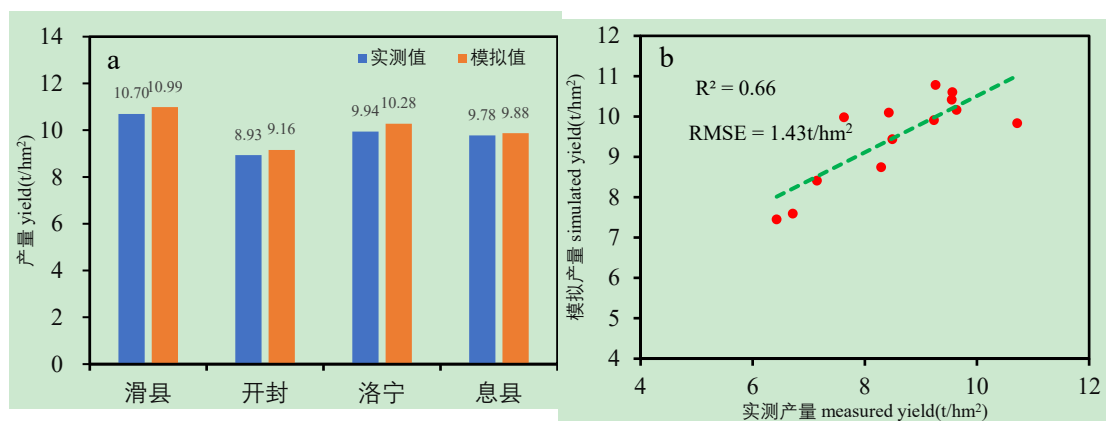


图 14 产量的校准与验证结果：a, 校准结果；b, 验证结果

Fig. 14 Relationships between simulated and the measured values: a, calibration yield; b, validation yield

### 4.3 遥感与作物模型同化的小麦产量预测

#### 4.3.1 遥感数据的预处理

由于遥感数据容易受到云、大气溶胶等因素的影响，在时间序列上容易出现几个观测值的骤降，这明显违背了作物的生长规律。本研究利用 S-G 包络滤波对 MODIS 数据进行去噪。利用田间的实测 LAI，通过小麦不同生育时期的实测数据建立比值系数，对 MODIS 数据进行校正，结果如图 15 所示。通过比较可以看出，原始的 MODIS-LAI 在时间序列上出现了多次骤降，S-G 包络滤波后的数据较好的去除 MODIS 数据的噪声，使 LAI 的曲线变得更加平滑，同时保留了 LAI 随生育时期的变化趋势。经过实测值校正后的 LAI 曲线在保持滤波后 LAI 变化趋势的同时，提高了 LAI 的数值，使 LAI 的数值与实测值更加接近。校准后的 MODIS 数据基本符合了 LAI 的实际变化曲线，降低了 MODIS 数据的系统误差。

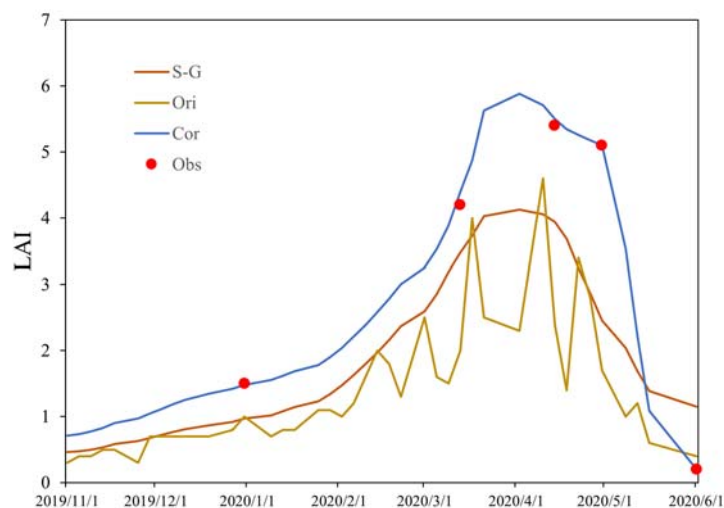


图 15 遥感数据校正前后对比：Ori, 原始数据；S-G, 滤波后数据；Cor, 修正后数据；Obs, 田间观测数据

Fig. 15 Comparison of remote sensing data before and after correction: Ori, original data; S-G, data after S-G filter; Cor, data after correction; Obs, observation data

#### 4.3.2 同化参数的选择

模型与遥感耦合的同化参数需要选择在不同地区具有较大的不确定性，且与同化变量（LAI）和目标输出变量（产量）有较强相关性的参数<sup>[76]</sup>。本研究以 LAI 为同化变量，耦合 WOFOST 模型与 MODIS 遥感数据进行小麦产量预测。在选择同化参数时要选择对 LAI 和产量敏感的参数来进行同化。通过 WOFOST 模型的敏感性分析发现，水分胁迫是影响参数敏感性的一个关键因素。因此，在不同地区进行模型与遥感数据同化时要充分考虑当地的降雨、灌溉等水分供应情况。

根据参数敏感性分析的结果（4.1 WOFOST 模型参数敏感性分析），WOFOST 模型参数的敏感性可以分为以下几类：在水分充足的条件下，对 LAI 敏感的参数有 TDWI、SLATB0、FRTB0、FLTB0、SLATB0.5、KDIFTB0、KDIFTB2.0、SPAN。对产量敏感的参数有 CVO、AMAXTB1.3、EFFTB40、KDIFTB2.0、SLATB0.5。对 LAI 和产量同时敏感的参数有 SLATB0.5 和 KDIFTB2.0；在水分不足的情况下，对 LAI 敏感的参数有 TDWI、SLATB0、FRTB0、FLTB0、SLATB0.5、KDIFTB0、KDIFTB2.0、SPAN、PERDL。对产量敏感的参数为 SLATB0、FRTB0、FLTB0、KDIFTB0、CVO。对 LAI 和产量同时敏感的参数有 FRTB0、FLTB0、SLATB0、KDIFTB0。

由于比叶面积（SLATB）容易受到品种、土壤、种植密度等因素的影响<sup>[107, 108]</sup>在空间上有较大的变异性。消光系数（KDIFTB）在 WOFOST 模型中参与了光和作用、蒸腾作用以及叶片遮阴死亡等过程<sup>[109]</sup>，且消光系数还受到叶倾角<sup>[110]</sup>、行距<sup>[111]</sup>等因素的影响，而 WOFOST 模型并未考虑这些因素对消光系数的影响<sup>[109]</sup>。因此选择比叶面积（SLATB0.5）和消光系数（KDIFTB2.0）作为水分充足条件下的同化参数。在水分缺乏的条件下，对 LAI 和产量同时敏感的参数有 FRTB0、FLTB0、SLATB0、KDIFTB0。其中 SLATB0、FRTB0 和 FLTB0 对 LAI 的效应一致，均为小麦生长前期影响 LAI 的主要因素，而比叶面积更容易受到环境影响，因此选择 SLATB0 和 KDIFTB0 为水分不足条件下的同化参数。基于小麦整个生长阶段 LAI 的敏感性分析发现，在小麦生长的后期（成熟前 10 天左右），SPAN 是 LAI 的主要影响参数（图 11），且 SPAN 也受水分、养分、杂草和病虫害等影响，在空间上具有较大的不确定性<sup>[77, 85]</sup>，因此也考虑为同化参数。具体参数选择情况见表 6。

表 6 不同水分情况下选择的同化参数

Table 6 assimilation parameters under different water conditions

水分情况 water conditions	同化参数 assimilation parameters
水分充足条件下 water sufficient	SLATB0.5、KDIFTB2.0、SPAN
水分不足条件下 water deficient	SLATB0、KDIFTB0、SPAN

#### 4.3.3 不同地区的水分供应情况分类

由于不同地点的水分情况不仅仅与降雨和灌溉有关，与土壤质地，播种日期，播种密度等因素均有密切关系。根据敏感性分析结果发现，水分胁迫时，与小麦生育前期光截获相关

的参数 (SLATB0 和 KDIFTB0) 的敏感性会大大增加。因此选择参数 SLATB0、KDIFTB0、SLATB0.5 和 KDIFTB2.0 在每个地点进行敏感性分析来判断不同地区的水分情况。SLATB0 和 KDIFTB0 敏感性较强时选择 SLATB0、KDIFTB0、SPAN 作为同化参数。SLATB0.5 和 KDIFTB2.0 较强时 SLATB0.5、KDIFTB2.0、SPAN 作为同化参数。不同地区的敏感性分析结果如图 16 所示, 其中焦作、平舆、商丘、许昌、洛宁、汝阳、原阳和滑县的 SLATB0 和 KDIFTB0 的敏感性较强, 依据水分供应情况选择同化参数时, 选择 SLATB0、KDIFTB0 和 SPAN 作为同化参数。其它地区选择 SLATB0.5、KDIFTB2.0 和 SPAN 作为同化参数。

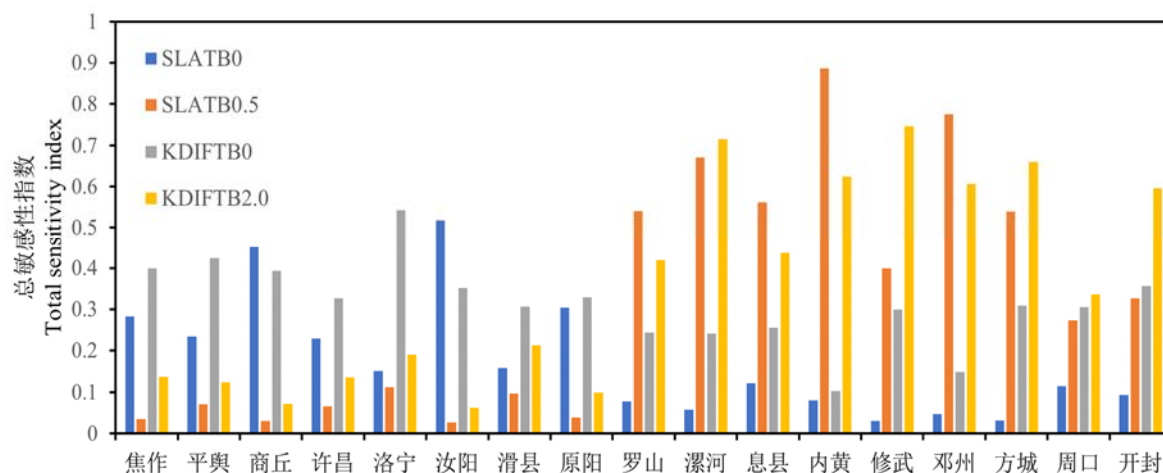


图 16 各个试验位点的参数敏感性

Fig. 16 The parameter sensitivity of each site

#### 4.3.4 同化结果分析

##### 4.3.4.1 潜在条件下模拟结果与同化结果比较

使用潜在生产条件下的模型对 17 个试验点进行了模拟和同化, 采用了两种同化方案: 第一种方案 (Assim1) 不区分水分情况, 考虑两种水分供应下的所有参数 (SLATB0、KDIFTB0、SLATB0.5、KDIFTB2.0 和 SPAN) 进行同化。第二种同化方案 (Assim2) 为使用水分充足条件下的同化参数 (SLATB0.5、KDIFTB2.0 和 SPAN) 进行同化, 结果如图 17 所示。潜在条件下的模拟结果 (Sim) 不能体现出地区之间的差异, 且模拟结果普遍高于实测结果, 尤其是在水分不足的地区 (内黄、原阳、汝阳等)。加入遥感的 LAI 信息进行同化后, 两种同化方案的模拟的结果有明显的提升。大部分地区 Assim2 的同化结果要低于与 Assim1, 如平舆、滑县、息县、邓州、方城、修武、开封等。只有商丘、罗山和原阳 Assim2 的同化结果要高于 Assim1。不同地区同化结果的精度差异很大, 如漯河、焦作和罗山, 同化后的结果与实测值以及比较接近。而汝阳、内黄、商丘等地, 虽然同化后产量有所降低, 但同化后的结果仍远远高于实测值。

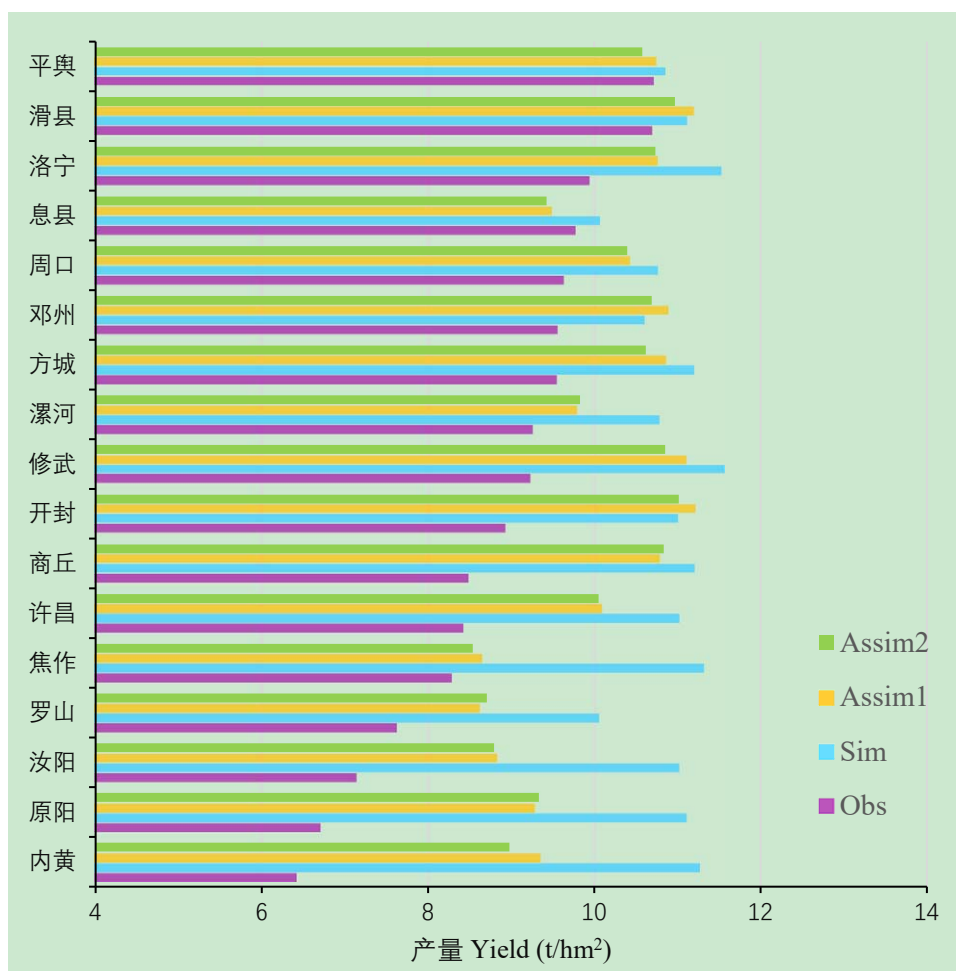


图 17 潜在条件下实测结果与模拟结果和同化结果的比较: Obs, 实测值; Sim, 模拟值; Assim1, 考虑所有与 LAI 敏感的参数的同化值; Assim2, 选择水分充足条件下参数的同化值

Fig. 17 Comparison of measured results with simulation and assimilation results under potential conditions:

Obs, observation; Sim, simulation; Assim1, the assimilation value of considering all parameters, which are sensitive to LAI ; Assim2, the assimilation value of parameters under the condition of sufficient water is selected

#### 4.3.4.2 水分限制条件下模拟与同化结果比较

使用水分限制下的模型对 17 个试验位点进行了模拟和同化, 结果如图 18 所示。水分限制下的模型已经能够反映出不同地区之间的产量差异。大部分地区同化后的结果与模拟结果相比更接近实测值。但滑县、开封、息县和洛宁的同化结果与模拟结果相比反而误差更大。说明当模型经过良好的校准后, 再引入具有一定不确定性的遥感信息反而会增加模拟的误差。与不分水分情况的同化结果 (Assim1) 相比, 根据当地水分情况选择相应的同化参数进行的同化结果 (Assim2) 在多数地区表现更好, 如邓州、方城、漯河、修武、许昌、罗山、内黄等。也有一些地区两种同化方法结果相差不大, 如汝阳、原阳等。总体上, 通过水分条件分析后, 选择相应的同化参数进行同化的结果表现更好。

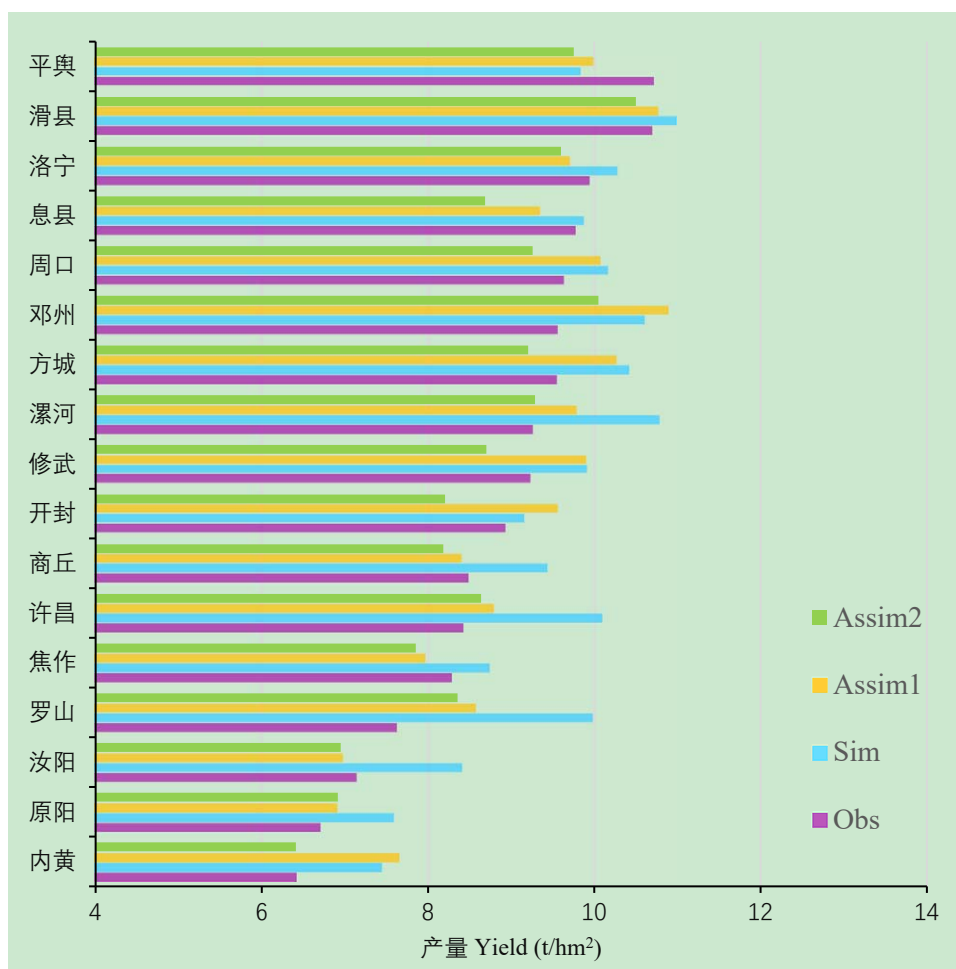


图 18 水分限制条件下实测结果与模拟结果和同化结果的比较: Obs, 实测值; Sim, 模拟值; Assim1, 考虑所有参数的同化值; Assim2, 根据水分状况使用同化参数的同化值

Fig. 18 Comparison of measured results with simulation and assimilation results under water limited conditions: Obs, observation; Sim, simulation; Assim1, the assimilation value of considering all parameters; Assim2, the results of using assimilation parameters according to water conditions

#### 4.3.4.3 潜在条件下同化结果精度分析

潜在生产条件下, WOFOST 模型的实测结果与模拟结果和同化结果的关系如图 19 所示。潜在条件下由于模型的结果不受水肥等因素限制, 模拟结果在不同地区之间差异较小, 不能够反映各个地点之间的差异。潜在条件下的模拟产量分布在  $10\text{--}11.6\text{ t/hm}^2$  之间, 与实测值之间的相关性较弱,  $R^2$  几乎为 0, RMSE 为  $2.5\text{ t/hm}^2$ 。考虑两种水分供应下的所有参数 (SLATB0、KDIFTB0、SLATB0.5、KDIFTB2.0 和 SPAN) 进行同化的结果与模拟结果相比得到了显著的提升,  $R^2$  提高到了 0.48, RMSE 降低到了  $1.56\text{ t/hm}^2$ 。使用水分充足条件下的同化参数 (SLATB0.5、KDIFTB2.0 和 SPAN) 进行同化的结果又稍有提升,  $R^2$  提高到了 0.50, RMSE 降低到了  $1.47\text{ t/hm}^2$ 。结果表明, 潜在条件下遥感与模型同化能够提高模型的模拟精度, 但不同的同化策略差异不大。



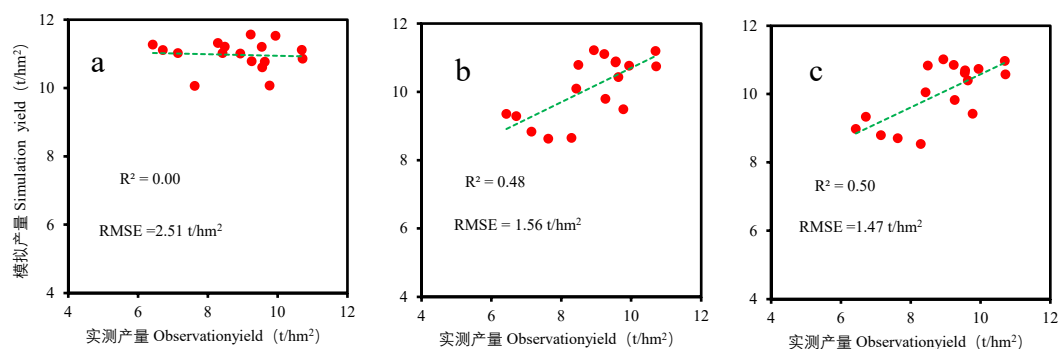


图 19 潜在条件下模型的模拟结果和同化结果与实测值比较: a,模型模拟值与实测值; b, 所有地区均选择对 LAI 敏感的参数的同化结果; c, 选择水分充足条件下同化参数的同化结果

Fig. 19 The relationship between measured yield, simulated yield, and assimilated yield under potential conditions: a, simulated value and measured value with crop model; b, the assimilation parameters, sensitive to LAI, are used for all regions; c, the results of using assimilation parameters under the condition of sufficient water

#### 4.3.4.4 水分限制情况下同化结果精度分析

水分限制生产条件下, WOFOST 模型的实测结果与模拟结果和同化结果的关系如图 20 所示。水分限制下模型模拟结果与实测值有较好的相关性,  $R^2$  为 0.68 和 RMSE 为  $1.05 \text{ t/hm}^2$ 。两种同化方法均能够提高模型的模拟精度。不考虑地区间水分差异的同化结果的  $R^2$  和 RMSE 分别为 0.79 和  $0.64 \text{ t/hm}^2$ 。根据不同地区的水分状况选择对应同化参数的同化结果的  $R^2$  提高到了 0.86, RMSE 降低到了  $0.51 \text{ t/hm}^2$ 。与模拟结果相比, 两种同化方法的 RMSE 分别降低了 39.0% 和 51.4%。说明模型在区域应用时, 考虑水分限制是十分必要的。利用遥感数据对模型进行同化能够有效的提高模型的模拟精度。在不同的同化策略中, 根据不同地区的水分供应状况选择对应的同化参数的同化结果表现最好。

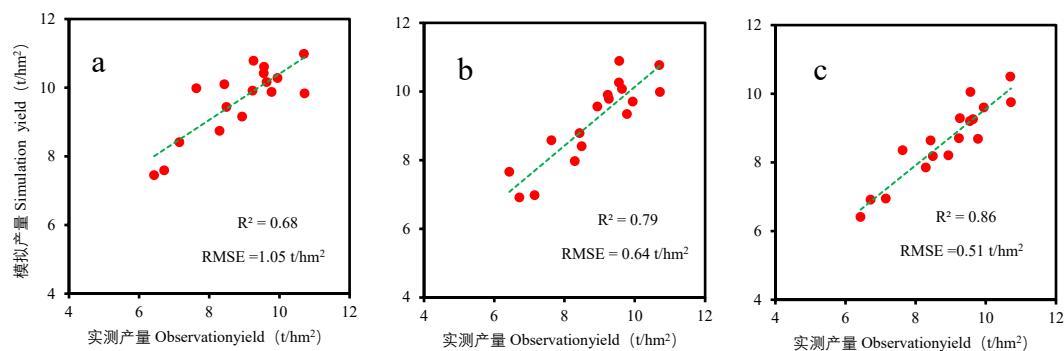


图 20 实测产量与模拟产量以及同化产量之间的关系: a, 模拟值与实测值; b, 不考虑水分情况的同化结果与实测结果; c, 根据水分状况使用同化参数的结果与实测结果

Fig. 20 The relationship between measured yield, simulated yield, and assimilated yield: a, simulated value and measured value; b, the same assimilation parameters are used for all regions; c, the results of using assimilation parameters according to water conditions

## 5 讨论与结论

### 5.1 讨论

多数研究已经表明, 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>[85, 86, 112, 113]</sup>。本研究基于 WOFOST 的两种模式(潜在条件和水分限制条件), 对 WOFOST 模型在河南省的不同小麦生产类型区进行了 WOFOST 模型的敏感性分析与校准。利用 MODIS-LAI 和校准后的模型在不同地区进行了同化研究。

通过对河南省的不同小麦生产类型区进行敏感性分析, 发现了不同地区在特定生产条件下 WOFOST 模型的敏感参数, 提高了模型在区域尺度的校准和应用能力<sup>[97, 114]</sup>。在潜在条件下, 模型的主要敏感参数为与光合作用和物质转化效率相关的参数。这与 Wang 等, Ma 等在 WOFOST 上的研究结果一致<sup>[100, 115]</sup>。且潜在条件下, 不同地区之间的敏感参数一致, 只是它们的排序不同, Liu 等<sup>[116]</sup>在水稻上的研究也有类似发现。

在潜在条件下, 最大光合速率(AMAXTB)和消光系数(KDIFTB2.0)在辐射较强的豫北地区的敏感性高于辐射较低的豫南地区。这主要是由于 WOFOST 模型在计算光合作用时将作物的冠层分为不同的叶层<sup>[109]</sup>。当辐射较强时上层叶片容易达到光饱和而降低光能利用率。消光系数的意义为单位叶面积的光截获能力。在小麦生长后期, 合理的消光系数能够增加下部叶片的光捕获从而提高光能利用率。消光系数与叶倾角<sup>[110]</sup>、行距<sup>[111]</sup>等因素密切相关。但在 WOFOST 模型中没有考虑叶倾角和行距对消光系数的影响<sup>[109]</sup>。因此, 在模型应用中, 消光系数的校准十分必要。

与潜在条件下相比, 水分限制条件下的敏感性结果在不同地区差异较大。尤其在水分胁迫条件下, 参数敏感性变异程度更大。在水分胁迫下, 与早期叶片生长相关的参数, 如比叶面积(SLATB0)、根和叶干物质分配系数(FRTB0、FLTB0)和消光系数(KDIFTB0)等对地上部生物量和产量的影响较大, 这一结果与 Gilardelli 等<sup>[117]</sup>, Richter 等<sup>[118]</sup>的研究一致。蒸腾作用是作物中的水分向大气中流失的过程。作物对水分胁迫的反应是气孔关闭, 这会导致作物与大气之间的气体交换减少, 造成光合作用降低<sup>[94]</sup>。这也是存在水分胁迫时, 与光合作用有关的参数敏感性降低的原因(图 10)。蒸腾速率主要与光截获、大气的蒸发需求等有关。而光截获则取决于叶面积和消光系数。从而消光系数(KDIFTB0)以及与叶面积相关的参数成为影响蒸腾作用的重要参数。因此, 在缺水地区进行模型校准时, 应首先考虑早期光截获相关的参数, 如消光系数(KDIFTB0)、比叶面积(SLATB0)等。

作物模型作为一个基于过程的模型, 对生长过程中状态变量的敏感性分析也十分重要<sup>[100, 104]</sup>。LAI 的敏感参数在不同的生育阶段不同, 说明参数敏感性的时间特性对于模型过程变量的校准非常重要。LAI 等过程变量常被作为作物生长模型与遥感数据耦合的同化变量<sup>[71, 115, 119]</sup>。敏感性分析能够增加对过程变量的理解<sup>[104, 120]</sup>, 为作物生长模型与遥感数据耦合时同化参数的选择提供参考。不同的水分情况下, LAI 的敏感参数稍有不同。在水分胁迫下, 参数叶片在水分胁迫下的死亡率(PERDL)、前期的消光系数(KDIFTB0)对 LAI 变得更加敏

感。因此在校准 LAI 时,要综合考虑当地生产条件以及不同生育阶段的参数敏感性特征来选择校准参数。

WOFOST 模型能够较好的模拟小麦的物候期(表 5),模拟的平均误差在 2 天以内,这与 Huang 等<sup>[74]</sup>在河北的研究结果一致。但在邓州和修武开花期和成熟期的模拟值均比观测值要早,而汝阳开花期和成熟期的模拟值均比观测值要晚。这可能是因为 WOFOST 模型模拟小麦物候发育时,未考虑水分状况对小麦生育期的影响。在邓州和修武,由于降雨加上灌溉的水分过多,造成了小麦贪青晚熟,而汝阳则由于水分胁迫使开花期提前<sup>[121]</sup>。目前,作物物候期模拟的研究在不断加深,许多研究开始关注养分胁迫<sup>[122]</sup>甚至是高温胁迫<sup>[123]</sup>等对于作物物候发育影响。校准后的 WOFOST 模型在 LAI、生物量和产量的模拟上表现较好,但在其它地区进行验证时模型的模拟精度明显下降(图 12 图 13 图 14)。这主要是因为作物模型是作物生长过程的一种简化模拟,模型对于作物生长的参数化程度还有待提升<sup>[124]</sup>。此外,目前多数模型对于病虫害、温度胁迫等因素对于作物生长的考虑较少<sup>[125]</sup>,因而模型在区域范围应用时存在较大的不确定性<sup>[126]</sup>。因此,结合遥感的区域监测能力来对模型的区域模拟进行改进非常必要。

在以往的研究中,为了减少模型的不确定性,往往选择模型在潜在条件下的生产模式与遥感数据进行同化<sup>[74, 80, 113]</sup>。本研究使用潜在条件下的模型进行模拟时,由于潜在模式没有考虑水分、养分等胁迫,在区域的结果表现并不理想(图 19a)。但在利用遥感信息对 LAI 同化后,模型的模拟结果与实测结果表现出了较好的相关性(图 19b, c)。此外,本研究使用水分限制下的模型进行模拟和同化时,模拟结果和同化结果与潜在模式下的结果相比均表现出了更高的准确性(图 20)。Pan 等<sup>[127]</sup>利用遥感监测土壤水分和 LAI,并将它们同时同化到 WOFOST 模型中,较好的提升了模型在区域范围的模拟精度。Jin 等<sup>[128]</sup>基于遥感信息和 WOFOST 模型,对水稻的重金属胁迫进行同化模拟,较好的模拟了重金属胁迫下水稻的生长。这些研究均表明,模型在区域应用,考虑作物实际生长过程可能遇到的各种胁迫是十分必要的。而且近年来,关于高温、冻害等逆境胁迫的模型模拟研究也在不断的加强<sup>[31, 94]</sup>。这将为遥感与模型同化在区域上的应用提供良好的基础。

在进行遥感与作物模型同化时,同化参数的选择也十分重要<sup>[10]</sup>。同化参数必须要选择与同化变量(如 LAI)最好同时与同化目标(如产量)均有较强相关性的参数,且这些参数在区域尺度上往往难于获取<sup>[76]</sup>。本研究基于 WOFOST 模型敏感性分析的结果,发现不同气候和不同管理措施下,水分的供应情况会影响模型的参数敏感性。说明在不同水分供应下同化参数的选择需要依据敏感性进行一定的变化。因此对 WOFOST 模型的参数进行了分类(表 6)。并对地区间不区分水分供应条件和根据地区间水分供应条件选择相应的同化参数的同化结果进行了分析。研究发现,基于不同地点的水分供应特点选择相应的同化参数能够较好的提升同化效果。而不区分水分供应条件的同化,虽然同化参数的数量更多,但同化结果的精度并没有提高(图 19b, c 和图 20b, c)。这可能是因为同化参数过多可能会导致“异参同效”

的现象。Ma 等<sup>[115]</sup>在河北省的研究也发现了增加同化参数并不能提升同化效果。

本研究利用敏感性分析,确定了对水分胁迫敏感的参数。并利用对水分胁迫敏感的参数再次进行敏感性分析,确定不同气候条件 and 生产条件下的水分供应情况。基于水分供应情况提出了相应同化参数选择原则,改善了遥感与作物模型同化在不同生产管理条件下的应用。此方法也可以扩展到其它作物模型或作物其它生长胁迫因子(如养分胁迫等)的同化模拟。随着地理信息系统、大数据、遥感等信息技术的发展,加强对气候和生产条件的分析,将会极大的促进遥感与模型同化在区域尺度上的应用。

## 5.2 结论

本研究围绕小麦产量的区域预测这一关键问题,在河南省不同小麦生产类型区开展了遥感与作物模型同化的小麦产量预测研究。主要包括河南省不同小麦生产类型区的 WOFOST 模型敏感性分析与本地化研究和遥感与作物模型同化的小麦产量预测研究,主要结论如下。

### 1. WOFOST 模型参数的敏感性分析

综合不同气候条件 and 生产条件,分析了 WOFOST 模型在潜在生产条件下和水分限制生产条件下的产量、地上生物量和叶面积指数(LAI)的参数敏感性特征。研究表明:水分是影响参数敏感性的主要因素。无水分胁迫时,与光合作用和物质转化效率相关的参数(EFFTB、AMAXTB、CVO、CVS 等)是影响产量和生物量的主要参数。当存在水分胁迫时,与早期光截获相关的参数(如比叶面积(SLATB0)和消光系数(KDIFTB0)等)是产量和生物量的主要敏感参数;对于 LAI,敏感参数在小麦不同生育阶段不同,小麦早期消光系数(KDIFTB0)、最大根深(RDMCR)和叶片死亡率(PERDL)的参数敏感性在水分胁迫时增加。

### 2. WOFOST 模型参数校准

基于敏感性结果对产量进行了校准,提出了不同水分条件下 WOFOST 模型的校准策略,并对 WOFOST 模型进行了校准。结果表明:WOFOST 模型能够较好的模拟河南省小麦的生育期情况,模拟误差平均在 2 天以内;对 LAI、生物量、产量进行校准时,模型的校准结果较好,而验证结果稍差。研究表明,模型在区域应用时,有必要结合遥感数据对模型进行校正。

### 3. 遥感与作物模型同化的小麦产量预测

利用集合卡尔曼滤波算法,实现了基于遥感数据和作物模型同化小麦产量预测。依据敏感性分析的结果,提出了不同水分供应条件下的同化参数的选择策略。并利用敏感性分析,对研究的 17 个位点的水分供应情况进行了分类。结果表明,使用水分限制下的模型,并结合不同地点的水分供应特点使用相应的同化参数,能够有效的提高遥感与作物模型同化在不同气候条件和不同生产条件下的小麦产量预测精度。

### 5.3 展望

本研究利用遥感和作物模型同化对小麦的产量进行预测,分析了不同水分供应条件下同化参数的选择策略对同化结果的影响。虽然取得了一定的进展和成果,但仍有一些方面需要进一步的补充和改善。

1. 本研究仅选择了叶面积指数作为同化变量,已有研究表明同时选择多个同化变量能够进一步提高同化精度。在今后的研究中,应加强对多个过程变量(如叶面积指数、蒸散量、光合有效辐射、土壤含水量等)同化的研究。

2. 本研究仅使用了 WOFOST 模型开展了遥感与作物模型的同化研究,而不同作物模型在不同的生产条件下有各自不同的优势。如何根据不同区域的生产特点,结合不同作物模型的优势提高模型在区域应用的能力还有待进一步研究。

3. 本研究基于敏感性分析对不同管理措施下的水分情况进行了简单的分类,但分类还不够详细,未来的研究中应当加强对不同管理措施下的同化参数选择的研究。

## 参考文献

- [1] 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.
- [2] 刘峻明, 和晓彤, 王鹏新, 等. 长时间序列气象数据结合随机森林法早期预测冬小麦产量 [J]. 农业工程学报, 2019, 35(06): 166-174.
- [3] López-Lozano R, Duveiller G, Seguíni L, et al. Towards regional grain yield forecasting with 1 km-resolution EO biophysical products: Strengths and limitations at pan-European level [J]. Agric For Meteorol, 2015, 206: 12-32.
- [4] 代立芹, 吴炳方, 李强子, 等. 作物单产预测方法研究进展 [J]. 农业网络信息, 2006: 24-27+49.
- [5] 曾妍, 王迪, 赵小娟. 基于支持向量回归的关中平原冬小麦估产研究 [J]. 中国农业信息, 2019, 31(6): 10-20.
- [6] Tennakoon S, Murty V, Eiumnoh A. Estimation of cropped area and grain yield of rice using remote sensing data [J]. Int J Remote Sens, 1992, 13(3): 427-439.
- [7] Cao B, Liu Q, Du Y, et al. A review of earth surface thermal radiation directionality observing and modeling: Historical development, current status and perspectives [J]. Remote Sens Environ, 2019, 232: 111304.
- [8] Johnson M D, Hsieh W W, Cannon A J, et al. Crop yield forecasting on the Canadian Prairies by remotely sensed vegetation indices and machine learning methods [J]. Agric For Meteorol, 2016, 218: 74-84.
- [9] Teh C B. Introduction to mathematical modeling of crop growth: How the equations are derived and assembled into a computer model [M]. Dissertation. com, 2006.
- [10] Jin X, Kumar L, Li Z, et al. A review of data assimilation of remote sensing and crop models [J]. Eur J Agron, 2018, 92: 141-152.
- [11] Keating B A, Thorburn P J. Modelling crops and cropping systems—evolving purpose, practice and prospects [J]. Eur J Agron, 2018, 100: 163-176.
- [12] 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 Res, 2016, 192: 1-12.
- [13] Zhang D, Li R, 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): 1-16.

- [14] Tang X, Song N, Chen Z, et al. Estimating the potential yield and ET<sub>c</sub> of winter wheat across Huang-Huai-Hai Plain in the future with the modified DSSAT model [J]. *Sci Rep*, 2018, 8(1): 15370.
- [15] Vanli O, Ustundag B B, Ahmad I, et al. Using crop modeling to evaluate the impacts of climate change on wheat in southeastern turkey [J]. *Environ Sci Pollut Res Int*, 2019, 26(28): 29397-29408.
- [16] Jones J W, Antle J M, Basso B, et al. Brief history of agricultural systems modeling [J]. *Agric Syst*, 2017, 155: 240-254.
- [17] De Wit C T, Photosynthesis of leaf canopies[R]. Pudoc, 1965.
- [18] Duncan W, Loomis R, Williams W, et al. A model for simulating photosynthesis in plant communities [J]. *Hilgardia*, 1967, 38(4): 181-205.
- [19] Van Ittersum M K, Leffelaar P A, Van Keulen H, et al. On approaches and applications of the Wageningen crop models [J]. *Eur J Agron*, 2003, 18(3-4): 201-234.
- [20] Jones J W, Hoogenboom G, Porter C H, et al. The DSSAT cropping system model [J]. *Eur J Agron*, 2003, 18(3-4): 235-265.
- [21] Doorenbos J, Kassam A. Yield response to water [J]. *Irrigation and drainage paper*, 1979, (33): 257.
- [22] Steduto P, Hsiao T C, Raes D, et al. AquaCrop-The FAO Crop Model to Simulate Yield Response to Water: I. Concepts and Underlying Principles [J]. *Agron J*, 2009, 101(3): 426-437.
- [23] Brisson N, Gary C, Justes E, et al. An overview of the crop model STICS [J]. *Eur J Agron*, 2003, 18(3-4): 309-332.
- [24] Keating B A, Carberry P S, Hammer G L, et al. An overview of APSIM, a model designed for farming systems simulation [J]. *Eur J Agron*, 2003, 18(3-4): 267-288.
- [25] Gao L, Jin Z, Huang Y, et al. Rice clock model—a computer model to simulate rice development [J]. *Agric For Meteorol*, 1992, 60(1-2): 1-16.
- [26] 冯利平. 小麦生长发育模拟模型(WHEATSM)的研究 [D]. 南京; 南京农业大学, 1995.
- [27] Tang L, Liu L, Cao W. Research Progress and Application of NAU-CropGrow Model; proceedings of the Proceedings of The Korean Society of Agricultural and Forest Meteorology Conference, F, 2016 [C]. Korean Society of Agricultural and Forest Meteorology.
- [28] Shibu M E, Leffelaar P A, Van Keulen H, et al. LINTUL3, a simulation model for nitrogen-limited situations: Application to rice [J]. *Eur J Agron*, 2010, 32(4): 255-271.

- [29] Bastiaanssen W G M, Steduto P. The water productivity score (WPS) at global and regional level: Methodology and first results from remote sensing measurements of wheat, rice and maize [J]. *Sci Total Environ*, 2017, 575: 595-611.
- [30] Rafikov M, Balthazar J M, Von Bremen H. Mathematical modeling and control of population systems: applications in biological pest control [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2008, 200(2): 557-573.
- [31] Wang E, Martre P, Zhao Z, et al. The uncertainty of crop yield projections is reduced by improved temperature response functions [J]. *Nat Plants*, 2017, 3: 17102.
- [32] Yu S, Zhang N, Kaiser E, et al. Integrating chlorophyll fluorescence parameters into a crop model improves growth prediction under severe drought [J]. *Agric For Meteorol*, 2021, 303: 108367.
- [33] Bogard M, Biddulph B, Zheng B, et al. Enabling breeding of spring wheat for optimisation of flowering time for current and future climates by linking genetic maps to simulation model parameters [J]. *Crop Sci*, 2020, 60(2): 678-699.
- [34] Ma Y, Feng S, Huo Z, et al. Application of the SWAP model to simulate the field water cycle under deficit irrigation in Beijing, China [J]. *Mathematical and Computer Modelling*, 2011, 54(3-4): 1044-1052.
- [35] Falconnier G N, Vermue A, Journet E-P, et al. Contrasted response to climate change of winter and spring grain legumes in southwestern France [J]. *Field Crops Res*, 2020, 259: 107967.
- [36] Yin X, Beaudoin N, Ferchaud F, et al. Long-term modelling of soil N mineralization and N fate using STICS in a 34-year crop rotation experiment [J]. *Geoderma*, 2020, 357: 113956.
- [37] Iizumi T, Furuya J, Shen Z, et al. Responses of crop yield growth to global temperature and socioeconomic changes [J]. *Sci Rep*, 2017, 7(1): 7800.
- [38] Supit I, Van Diepen C, De Wit A, et al. Assessing climate change effects on European crop yields using the Crop Growth Monitoring System and a weather generator [J]. *Agric For Meteorol*, 2012, 164: 96-111.
- [39] Yu C, Huang X, Chen H, et al. Managing nitrogen to restore water quality in China [J]. *Nature*, 2019, 567(7749): 516-520.
- [40] Giltrap D L, Li C, Saggar S. DNDC: A process-based model of greenhouse gas fluxes from agricultural soils [J]. *Agric, Ecosyst Environ*, 2010, 136(3-4): 292-300.
- [41] Houborg R, Fisher J B, Skidmore A K. Advances in remote sensing of vegetation function and traits [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2015, 43: 1-6.



- [42] Knipling E B. Physical and physiological basis for the reflectance of visible and near-infrared radiation from vegetation [J]. *Remote Sens Environ*, 1970, 1(3): 155-159.
- [43] Tucker C J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation [J]. *Remote Sens Environ*, 1979, 8(2): 127-150.
- [44] Gu Y, Wylie B, Howard D, et al. NDVI saturation adjustment: A new approach for improving cropland performance estimates in the Greater Platte River Basin, USA [J]. *Ecol Indicators*, 2013, 30: 1–6.
- [45] Verhoef W. Light scattering by leaf layers with application to canopy reflectance modeling: The SAIL model [J]. *Remote Sens Environ*, 1984, 16(2): 125-141.
- [46] Curran P J, Dungan J L, Gholz H L. Exploring the relationship between reflectance red edge and chlorophyll content in slash pine [J]. *Tree Physiol*, 1990, 7(1-4): 33-48.
- [47] Baret F, Jacquemoud S, Guyot G, et al. Modeled analysis of the biophysical nature of spectral shifts and comparison with information content of broad bands [J]. *Remote Sens Environ*, 1992, 41(2-3): 133-142.
- [48] Van Der Tol C, Verhoef W, Rosema A. A model for chlorophyll fluorescence and photosynthesis at leaf scale [J]. *Agric For Meteorol*, 2009, 149(1): 96-105.
- [49] Liu L, Guan L, Liu X. Directly estimating diurnal changes in GPP for C3 and C4 crops using far-red sun-induced chlorophyll fluorescence [J]. *Agric For Meteorol*, 2017, 232: 1-9.
- [50] Johnson M D, Hsieh W W, Cannon A J, et al. Crop yield forecasting on the Canadian Prairies by remotely sensed vegetation indices and machine learning methods [J]. *Agric For Meteorol*, 2016, 218-219: 74-84.
- [51] Weiss M, Jacob F, Duveiller G. Remote sensing for agricultural applications: A meta-review [J]. *Remote Sens Environ*, 2020, 236: 111402.
- [52] Yang G, Liu J, Zhao C, et al. Unmanned Aerial Vehicle Remote Sensing for Field-Based Crop Phenotyping: Current Status and Perspectives [J]. *Front Plant Sci*, 2017, 8: 1111.
- [53] Duncan J M, Dash J, Atkinson P M. Elucidating the impact of temperature variability and extremes on cereal croplands through remote sensing [J]. *Glob Chang Biol*, 2015, 21(4): 1541-1551.
- [54] Fernandez E, Gorchs G, Serrano L. Use of consumer-grade cameras to assess wheat N status and grain yield [J]. *PLoS ONE*, 2019, 14(2): e0211889.
- [55] 周清波. 国内外农情遥感现状与发展趋势 [J]. *中国农业资源与区划*, 2004, (05): 12-17.
- [56] Huang J, Wang X, Li 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.

- [57] Qader S H, Dash J, Atkinson P M. Forecasting wheat and barley crop production in arid and semi-arid regions using remotely sensed primary productivity and crop phenology: A case study in Iraq [J]. *Sci Total Environ*, 2018, 613-614: 250-262.
- [58] Gilardelli C, Stella T, Confalonieri R, et al. Downscaling rice yield simulation at sub-field scale using remotely sensed LAI data [J]. *Eur J Agron*, 2019, 103: 108-116.
- [59] Franch B, Vermote E, Becker-Reshef I, et al. Improving the timeliness of winter wheat production forecast in the United States of America, Ukraine and China using MODIS data and NCAR Growing Degree Day information [J]. *Remote Sens Environ*, 2015, 161: 131-148.
- [60] Li Y, Zhou Q, Zhou J, et al. Assimilating remote sensing information into a coupled hydrology-crop growth model to estimate regional maize yield in arid regions [J]. *Ecol Model*, 2014, 291: 15-27.
- [61] Zhang L, Guo C, Zhao L, et al. Estimating wheat yield by integrating the WheatGrow and PROSAIL models [J]. *Field Crops Res*, 2016, 192: 55-66.
- [62] Charney J, Halem M, Jastrow R. Use of incomplete historical data to infer the present state of the atmosphere [J]. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 1969, 26(5): 1160-1163.
- [63] Wiegand C, Richardson A, Kanemasu E. Leaf Area Index Estimates for Wheat from LANDSAT and Their Implications for Evapotranspiration and Crop Modeling 1 [J]. *Agron J*, 1979, 71(2): 336-342.
- [64] Wit A J W D, Diepen C a V. Crop model data assimilation with the Ensemble Kalman filter for improving regional crop yield forecasts [J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2007, 146(1-2): 0-56.
- [65] Liu C, Wei G, Liu P, et al. Assimilation of remote sensing data into crop growth model to improve the estimation of regional winter wheat yield; proceedings of the Remote Sensing & Modeling of Ecosystems for Sustainability XI, F, 2014 [C].
- [66] Jiang Z, Chen Z, Jin C, et al. Application of Crop Model Data Assimilation With a Particle Filter for Estimating Regional Winter Wheat Yields [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations*, 2017, 7(11): 4422-4431.
- [67] 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]. *Eur J Agron*, 2012, 37(1): 1-10.
- [68] Claverie M, Demarez V, Duchemin B, et al. Spatialization of crop leaf area index and biomass by combining a simple crop model SAFY and high spatial and temporal resolutions

- remote sensing data; proceedings of the 2009 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, F, 2009 [C]. IEEE.
- [69] Dente L, Satalino G, Mattia F, et al. Assimilation of leaf area index derived from ASAR and MERIS data into CERES-Wheat model to map wheat yield [J]. Remote Sens Environ, 2008, 112(4): 1395-1407.
- [70] Shen S, Yang S, Li B, et al. A scheme for regional rice yield estimation using ENVISAT ASAR data [J]. Science in China Series D: Earth Sciences, 2009, 52(8): 1183-1194.
- [71] Jin H A, Li A N, Wang J D, et al. Improvement of spatially and temporally continuous crop leaf area index by integration of CERES-Maize model and MODIS data [J]. Eur J Agron, 2016, 78: 1-12.
- [72] Li Z, Wang J, Xu X, et al. Assimilation of Two Variables Derived from Hyperspectral Data into the DSSAT-CERES Model for Grain Yield and Quality Estimation [J]. Remote Sensing, 2015, 7(9): 12400-12418.
- [73] Huang J, Ma H, Sedano F, et al. Evaluation of regional estimates of winter wheat yield by assimilating three remotely sensed reflectance datasets into the coupled WOFOST-PROSAIL model [J]. Eur J Agron, 2019, 102: 1-13.
- [74] Huang J X, Tian L Y, Liang S L, et al. Improving winter wheat yield estimation by assimilation of the leaf area index from Landsat TM and MODIS data into the WOFOST model [J]. Agric For Meteorol, 2015, 204: 106-121.
- [75] Zhang L, Guo C L, Zhao L Y, et al. Estimating wheat yield by integrating the WheatGrow and PROSAIL models [J]. 2016, 192: 55-66.
- [76] Wu S, Yang P, Ren J, et al. Regional winter wheat yield estimation based on the WOFOST model and a novel VW-4DnSRF assimilation algorithm [J]. Remote Sens Environ, 2021, 255: 1-22.
- [77] Bai T, Wang S, Meng W, et al. Assimilation of Remotely-Sensed LAI into WOFOST Model with the SUBPLEX Algorithm for Improving the Field-Scale Jujube Yield Forecasts [J]. Remote Sensing, 2019, 11(16): 1945.
- [78] 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]. Agric For Meteorol, 2016, 216: 188-202.
- [79] Li R, Li C-J, Dong Y-Y, et al. Assimilation of Remote Sensing and Crop Model for LAI Estimation Based on Ensemble Kalman Filter [J]. Agricultural Sciences in China, 2011, 10(10): 1595-1602.

- [80] Ma H, Huang J, Zhu D, et al. Estimating regional winter wheat yield by assimilation of time series of HJ-1 CCD NDVI into WOFOST-ACRM model with Ensemble Kalman Filter [J]. *Mathematical and Computer Modelling*, 2013, 58(3-4): 759-770.
- [81] 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.
- [82] 马波, 田军仓. 作物生长模拟模型研究综述 [J]. *节水灌溉*, 2010, (02): 1-5.
- [83] Rosenzweig C, Jones J W, Hatfield J L, et al. The agricultural model intercomparison and improvement project (AgMIP): protocols and pilot studies [J]. *Agric For Meteorol*, 2013, 170: 166-182.
- [84] Chen Y, Zhang Z, Tao F L. Improving regional winter wheat yield estimation through assimilation of phenology and leaf area index from remote sensing data [J]. *Eur J Agron*, 2018, 101: 163-173.
- [85] De Wit A, Duveiller G, Defourny P. Estimating regional winter wheat yield with WOFOST through the assimilation of green area index retrieved from MODIS observations [J]. *Agric For Meteorol*, 2012, 164: 39-52.
- [86] Xie Y, Wang P, Bai X, 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]. *Agric For Meteorol*, 2017, 246: 194-206.
- [87] 胡廷积, 尹钧. 小麦生态栽培 [M]. 科学出版社, 2014.
- [88] Jonathan, J., Ojeda, et al. Evaluation of Agricultural Production Systems Simulator as yield predictor of *Panicum virgatum* and *Miscanthus x giganteus* in several US environments [J]. *Gcb Bioenergy*, 2017, 9(4): 796-816.
- [89] Bai J, Chen X, Dobermann A, et al. Evaluation of NASA Satellite and Model-Derived Weather Data for Simulation of Maize Yield Potential in China [J]. *Agron J*, 2010, 102(1): 9-16.
- [90] Shangguan W, Dai Y J, Liu B Y, et al. A China data set of soil properties for land surface modeling [J]. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 2013:
- [91] Saxton K E, Rawls W J. Soil water characteristic estimates by texture and organic matter for hydrologic solutions [J]. *Soil Sci Soc Am J*, 2006, 70(5): 1569-1578.
- [92] Chen J, Jönsson P, Tamura M, et al. A simple method for reconstructing a high-quality NDVI time-series data set based on the Savitzky-Golay filter [J]. *Remote Sens Environ*, 2004, 91(3-4): 332-344.
- [93] Savitzky A, Golay M J E. Smoothing and Differentiation of Data by Simplified Least Squares Procedures [J]. *Anal Chem*, 1964, 36: 1627-1639.

- [94] De Wit A, Boogaard H, Fumagalli D, et al. 25 years of the WOFOST cropping systems model [J]. *Agric Sys*, 2019, 168: 154-167.
- [95] Lecerf R, Ceglar A, López-Lozano R, et al. Assessing the information in crop model and meteorological indicators to forecast crop yield over Europe [J]. *Agric Sys*, 2019, 168: 191-202.
- [96] Hsiao T C, Heng L, Steduto P, et al. AquaCrop-The FAO Crop Model to Simulate Yield Response to Water: III. Parameterization and Testing for Maize [J]. *Agron J*, 2009, 101(3): 448-459.
- [97] Makler-Pick V, Gal G, Gorfine M, et al. Sensitivity analysis for complex ecological models – A new approach [J]. *Environ Model Software*, 2011, 26(2): 124-134.
- [98] Stella T, Frasso N, Negrini G, et al. Model simplification and development via reuse, sensitivity analysis and composition: A case study in crop modelling [J]. *Environ Model Software*, 2014, 59: 44-58.
- [99] Zhao G, Bryan B A, Song X. Sensitivity and uncertainty analysis of the APSIM-wheat model: Interactions between cultivar, environmental, and management parameters [J]. *Ecol Model*, 2014, 279: 1-11.
- [100] Wang J, Li X, Lu L, et al. Parameter sensitivity analysis of crop growth models based on the extended Fourier Amplitude Sensitivity Test method [J]. *Environ Model Software*, 2013, 48: 171-182.
- [101] Jin X, Li Z, Nie C, et al. Parameter sensitivity analysis of the AquaCrop model based on extended fourier amplitude sensitivity under different agro-meteorological conditions and application [J]. *Field Crops Res*, 2018, 226: 1-15.
- [102] Saltelli A, Ratto M, Andres T, et al. Global Sensitivity Analysis. The Primer [M]. John Wiley & Sons, Ltd, 2008.
- [103] Tarantola S. SimLab 2.2 Reference Manual. Institute for Systems [M]//INFORMATICS AND SAFETY E C, JOINT RESEARCH CENTER, ISPRA. Italy. 2005.
- [104] 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.
- [105] Rowan T H. Functional stability analysis of numerical algorithms [D]. USA; University of Texas, 1990.
- [106] Roth M, Hendeby G, Fritsche C, et al. The Ensemble Kalman filter: a signal processing perspective [J]. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2017, 56(1): 1-16.

- [107] Meziane D, Shipley B. Interacting components of interspecific relative growth rate: Constancy and change under differing conditions of light and nutrient supply [J]. *Funct Ecol*, 2002, 13(5): 611-622.
- [108] 何芸雨, 郭水良, 王喆. 植物功能性状权衡关系的研究进展 [J]. *植物生态学报*, 2019, 43(12): 5-19.
- [109] Boogaard H L, Wit A J W D, Roller J a T, et al. User's guide for the WOFOST Control Centre 2.1 and WOFOST 7.1.7 crop growth simulation model [M]//ALTEERRA W U R C. Wageningen. 2014.
- [110] Wang W M, Li Z L, Su H B. Comparison of leaf angle distribution functions: Effects on extinction coefficient and fraction of sunlit foliage [J]. *Agric For Meteorol*, 2007, 143(1-2): 106-122.
- [111] Flénet F, Kiniry J R, Board J E, et al. Row Spacing Effects on Light Extinction Coefficients of Corn, Sorghum, Soybean, and Sunflower [J]. *Agron J*, 1996, 88(2): 185-190.
- [112] Zhang Z, Li Z, Chen Y, et al. Improving regional wheat yields estimations by multi-step-assimilating of a crop model with multi-source data [J]. *Agric For Meteorol*, 2020, 290: 107993.
- [113] Curnel Y, De Wit A J W, Duveiller G, et al. Potential performances of remotely sensed LAI assimilation in WOFOST model based on an OSS Experiment [J]. *Agric For Meteorol*, 2011, 151(12): 1843-1855.
- [114] Cariboni J, Gatelli D, Liska R, et al. The role of sensitivity analysis in ecological modelling [J]. *Ecol Model*, 2007, 203(1-2): 167-182.
- [115] Ma G, Huang J, Wu W, et al. Assimilation of MODIS-LAI into the WOFOST model for forecasting regional winter wheat yield [J]. *Mathematical and Computer Modelling*, 2013, 58(3-4): 634-643.
- [116] Liu J, Liu Z, Zhu A X, et al. Global sensitivity analysis of the APSIM-Oryza rice growth model under different environmental conditions [J]. *Sci Total Environ*, 2019, 651(Pt 1): 953-968.
- [117] Gilardelli C, Confalonieri R, Cappelli G A, et al. Sensitivity of WOFOST-based modelling solutions to crop parameters under climate change [J]. *Ecol Model*, 2018, 368: 1-14.
- [118] Richter G M, Acutis M, Trevisiol P, et al. Sensitivity analysis for a complex crop model applied to Durum wheat in the Mediterranean [J]. *Eur J Agron*, 2010, 32(2): 127-136.
- [119] Huang J, Gómez-Dans J L, Huang H, et al. Assimilation of remote sensing into crop growth models: Current status and perspectives [J]. *Agric For Meteorol*, 2019, 276-277:

- [120] Specka X, Nendel C, Wieland R. Temporal Sensitivity Analysis of the MONICA Model: Application of Two Global Approaches to Analyze the Dynamics of Parameter Sensitivity [J]. Agriculture, 2019, 9(2): 1-29.
- [121] McMaster G, Edmunds D A, Marquez R, et al. Winter Wheat Phenology Simulations Improve when Adding Responses to Water Stress [J]. Agron J, 2019, 111(5): 2357-2370.
- [122] Singh U, Wilkens P W. Simulating nutrient stress effects on phenological development in maize [J]. CIMMYT NRG-GIS Series, 2000: 11-14.
- [123] Hossain, Akbar. Phenology, Growth and Yield of Three Wheat (*Triticum aestivum* L.) Varieties as Affected by High Temperature Stress [J]. Notulae Scientia Biologicae, 2012, 4(3): 97-109.
- [124] Yin X, Kurt-Christian K, Nicolas B, et al. Uncertainties in simulating N uptake, net N mineralization, soil mineral N and N leaching in European crop rotations using process-based models [J]. Field Crops Res, 2020, 255: 107863.
- [125] Rasche L, Taylor R. EPIC-GILSYM: Modelling crop-pest insect interactions and management with a novel coupled crop-insect model [J]. J Appl Ecol, 2019, 56(8): 2045-2056.
- [126] Ramirez-Villegas J, Koehler A-K, Challinor A J. Assessing uncertainty and complexity in regional-scale crop model simulations [J]. Eur J Agron, 2017, 88: 84-95.
- [127] 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, 19(14): 1-17.
- [128] Jin M, Liu X N, Wu L, et al. An improved assimilation method with stress factors incorporated in the WOFOST model for the efficient assessment of heavy metal stress levels in rice [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2015, 41: 118-129.

## Wheat Yield Forecast Based on Assimilation of Remote Sensing and Crop Model

Supervisor: Prof. Ma Xinming

Master Candidate: Shen Shuaijie

**ABSTRACT** The monitoring of crop growth dynamics and yield prediction on regional scale are of great significance to ensure food security and the formulation of agricultural policies. Crop model can simulate the growth of crops under specific environment, and has been widely used in crop yield prediction, climate change impact estimation and other fields. However, because of the difficulty of obtaining the parameters of regional scale, crop model is limited in regional application. The yield prediction based on remote sensing fully reflects the advantages of remote sensing in spatially and temporally, and greatly improves the timeliness and accuracy of crop yield estimation. But remote sensing can only obtain instantaneous crop information, and the method of yield estimation does not involve the growth and development mechanism of crops. The coupling of remote sensing data and crop growth model can monitor the crop growth and development continuously in spatially and temporally, improve the prediction accuracy and application range of the model, and solve the key problems of regional crop yield prediction.

Based on four wheat production types areas in Henan Province, this study selected 17 experimental sites of Neihuang, Huaxian, Yuanyang, Jiaozuo and Xiuwu in the Northern Henan irrigation area; Xuchang, Kaifeng, Luohe, Zhoukou and Shangqiu in the supplementary irrigation area of central Henan; Luoning and Ruyang in the dry farming in the west of Henan Province; Dengzhou, Fangcheng, Luoshan, Xixian and Pingyu in rainfed area of South Henan Province as the research object, and carried out the coupling study of MODIS remote sensing and WOFOST(WORLD FOOD STUDIES) model and constructed a assimilation scheme of remote sensing data and crop model under different regions and different production conditions. The main results and conclusions of the study are as follows:

1. The sensitivity of 43 crop parameters to yield, biomass and leaf area index (LAI) in WOFOST model under potential and water limited conditions was analyzed by EFAST. It is found that the sensitive parameters among regions are consistent when the yield and biomass are the target outputs under potential conditions, and the parameters related to photosynthesis and dry matter conversion efficiency (such as EFFTb, AMAXTB, CVO, CVS etc.) are the main sensitive parameters. Under the water limited conditions, the sensitivity of the parameters related to light interception (such as SLATB0, KDIFTB0) increased with the increase of water stress. The parameter sensitivity of LAI was analyzed, and the sensitivity of the parameters was different in different growth stages. Under the condition of water limitation, the parameter sensitivity of early extinction coefficient (KDIFTB0), maximum root depth (RDMCR) and leaf mortality (PERDL) increased with



the increase of water stress. Therefore, water stress is the key factor affecting the sensitivity of parameters.

2. Based on the sensitivity analysis, the model calibration strategy under different production conditions is proposed. The WOFOST model is calibrated by using the SUBPLEX optimization algorithm. WOFOST model has effect on the simulation of phenology, and the simulation error of flowering and maturity is within 2 days. The  $R^2$  of the LAI calibration result is between 0.87-0.98, the RMSE is between 0.34-0.79, the  $R^2$  and RMSE of the verification result are 0.77 and 1.06 respectively; the  $R^2$  of the biomass calibration result is between 0.92-0.97, and the RMSE is between 1.73 t/hm<sup>2</sup>-2.36 t/hm<sup>2</sup>, the  $R^2$  and RMSE of the verification result are 0.94 and 2.22 t/hm<sup>2</sup>, respectively; the error of the yield calibration result is between 0.1 t/hm<sup>2</sup>-0.34 t/hm<sup>2</sup>, and the  $R^2$  and RMSE of the verification result are respectively 0.66 and 1.43 t/hm<sup>2</sup>. The results show that the calibrated model has large errors when verified in other regions. Therefore, when the model is applied in a region scale, it is necessary to correct the model with remote sensing data.

3. By analyzing the characteristics of parameter sensitivity to water response, assimilation strategies under different water supplies are proposed. With LAI as the assimilation variable, the EnKF algorithm is used to assimilate the corrected WOFOST model and the MODIS remote sensing data corrected by the S-G filter algorithm. Analyzed the results of different assimilation strategies under potential conditions and water limited conditions. Under the potential conditions, the  $R^2$  of the assimilation results considering the water supply and not considering the water supply are 0.50 and 0.48, respectively, and the RMSE is 1.47 t/hm<sup>2</sup> and 1.56 t/hm<sup>2</sup>, respectively. Under the condition of water limited conditions, the  $R^2$  of the assimilation results with and without considering the water supply are 0.86 and 0.79, respectively, and the RMSE are 0.51 t/hm<sup>2</sup> and 0.64 t/hm<sup>2</sup>, respectively. The results show that: according to the water supply in different regions, the assimilation results with the corresponding assimilation parameters perform best. Therefore, when remote sensing and crop model assimilation are applied on a regional scale, corresponding assimilation strategies are adopted in combination with the water supply and production characteristics of different regions, which can effectively improve the assimilation accuracy.

**Keywords:** wheat; remote sensing; crop model; sensitivity analysis; data assimilation; model calibration; yield prediction