

作物生长模型研究现状与展望

蒙继华^{1,2} 王亚楠^{1,3} 林圳鑫^{1,3} 方慧婷^{1,3}

(1. 中国科学院空天信息创新研究院, 北京 100094;
2. 可持续发展大数据国际研究中心, 北京 100094; 3. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要: 作物生长模型由最初的作物生长发育模型发展到农业决策支持模型, 在科学研究、农业管理、政策制定等方面发挥着越来越重要的作用。本文首先回顾了作物生长模型的发展过程, 并按照模型主要驱动因子, 将作物生长模型分为土壤因子、光合作用因子和人为因子驱动3类并分别进行了归纳阐述; 然后对典型的模型分别从模型模块、时空尺度、可模拟的作物类型等方面进行列表式对比; 并对作物生长模型在气候变化评估、生产管理决策支持、资源管理优化等方面的应用, 以及面临的极端条件、复杂农业景观和模型复杂度等挑战进行了总结, 在此基础上认为遥感数据同化和孪生农场是其发展方向。

关键词: 作物生长模型; 长势监测; 作物估产; 驱动因子; 遥感; 孪生农场

中图分类号: S31; TP7 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2024)02-0001-15

OSID:



Progress and Perspective of Crop Growth Models

MENG Jihua^{1,2} WANG Ya'nan^{1,3} LIN Zhenxin^{1,3} FANG Huiting^{1,3}

(1. *Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China*
2. *International Research Center of Big Data for Sustainable Development Goals, Beijing 100094, China*
3. *University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China*)

Abstract: Crop growth models have evolved from initial crop development models to agricultural decision support models, playing an increasingly important role in scientific research, agricultural management, and policy-making. In the paper the development process of crop growth models was firstly reviewed. Based on the main driving factors, the models were categorized into three types: soil factors, photosynthetic factors, and human factors, and comprehensive introductions to each category were provided. Then a comparative analysis of typical models was presented from ten aspects, including model modules, spatiotemporal scales, and range of crop types that can be simulated. Furthermore, the applications of crop growth models in climate change assessment, production management decision support, and resource management optimization were discussed. The challenges faced by these models were also highlighted, such as extreme conditions, complex agricultural landscapes, and model complexity. Based on the comprehensive discussions, two promising directions for the future development of crop growth models were identified: remote sensing data assimilation and twin farming. Remote sensing data assimilation techniques have the potential to significantly enhance the spatial range and accuracy of the simulations, providing more precise information for agriculture. Twin farming, on the other hand, offers virtual replicas of actual farming systems, enabling comprehensive analysis and optimization of crop growth. These research findings provide valuable insights for selecting and improving crop growth models, driving advancements in this field.

Key words: crop growth models; growth monitoring; yield forecasting; driving factor; remote sensing; twin farm

收稿日期: 2023-05-29 修回日期: 2023-07-09

基金项目: 国家重点研发计划项目(2022YFD2001102)、广西科技重大专项(2022AA01030)、国家自然科学基金项目(41871261)和雪川农业科研专项(E1H2053802)

作者简介: 蒙继华(1977—), 男, 研究员, 博士生导师, 主要从事农情遥感监测及精准农业遥感应用研究, E-mail: mengjh@aircas.ac.cn

0 引言

作物生长模型是通过设定作物品种特性、生长环境以及人为管理等条件,用数学方程式表达作物的根、茎、叶、花、果实的生长等整个生命周期生理特征的系统^[1-2]。

自 1965 年 DE WIT 提出作物生长模型理论以来,作物生长模型从少数国家单个作物模拟到多国协作各类作物研究,从模拟作物生长过程到形态再到功能-结构,从田间尺度到协同遥感数据物联网系统的区域尺度,从模拟作物生长发育过程^[3]和水土流失、养分运移过程^[4],到农业系统模拟和优化作物管理^[5],形成了荷兰、美国、澳大利亚为主的模型学派。

本文总结回顾作物生长模型的发展历程,选取 14 个典型作物生长模型从多个角度对比国内外主要的作物生长模型的特点与差异,对比角度包括模型的复杂度、时空尺度、可模拟的作物类型、可获取性,并着重分析模型应用现状及存在的主要问题。重点探讨:典型模型的基本原理、特点及发展近况;模型的分类和对比;模型在气候变化评估、生产管理决策支持等领域的应用;模型在极端天气、复杂农业景观等方面所面临的挑战。在总结和讨论上述问题的基础上,提出作物生长模型的发展方向,为领域内的学者在模型选择、模型应用与模型完善上提供参考。

1 作物生长模型发展现状

作物生长模型数量众多,一般包含 4 个模块:作物生长模块、水分运动模块、氮迁移转化模块以及温度模块^[6],但不同模型侧重点不同,有的着重解释作物生理生化过程,有的关注于作物与大气、土壤的交互过程。目前对作物生长模型的分类方法有按作物生长模型的发展历史阶段划分,如作物生长模型发展幼年—少年—青年—成熟阶段^[1];有按照作物模拟如水稻、玉米、小麦等模型;有按照模型开发的国家进行划分,如荷兰、美国和澳大利亚等模型,可以了解到不同国家开发模型的特点;还有按照不同侧重模块来分类,如土壤侵蚀模型、水盐平衡模型、生产管理驱动等模型。但随着模型版本更迭,很多模型已无法被上述分类方法划分。本文对世界范围内通用的作物生长模型进行分析,梳理了世界范围内典型模型的发展框架,如图 1 所示。最早的作物生长模型理论由荷兰科学家 DE WIT 于 1965 年提出,提出多个模型并发展成一个作物生长模型学派“School of Wit”。SUCROS 是其首个概要模型,可以

模拟潜在和水分限制下的作物生长。

1980 年以后作物生长模拟研究迅速发展,趋向系统化、机理化,在深度和广度上同时得到了发展。其中 WOFOST、MACROS、ORYZA 和 SWAP 等都是在 SUCROS 基础上发展起来的,WOFOST 是最早面向应用的模型之一,主要是用于探索发展中国家的农业生产潜力;MACROS 是针对一年生作物模拟的模块;ORYZAI 则是基于 MACROS 和 SUCROS 的水稻模型的总称,并与 ORYZA - W 和 ORYZA - N 结合成 ORYZA2000,可以模拟潜在、水分限制和养分限制下的水稻生长;SWAP 模型主要用于蒸散与水盐平衡的模拟。随着大区域模拟的需求,一种参数简化的模型 LINTUL 被开发出来,该模型是基于光能利用率 LUE 来模拟作物生长的^[7-8]。荷兰的作物生长模型主要是对作物生长共性过程的描述,模拟气候变化和人为管理对作物生长的影响。美国的 DSSAT 模型源于 IBSNAT 项目,将不同国家的程序包组合在一起,形成一套综合模拟系统,包括 CERES、CROPGRO 豆类模型(SOYGRO、PNUTGRO、BEANGRO)等^[9]。

1990 年以后作物生长模拟研究在机理性、广泛性、应用性、综合性与高技术性等方面都得到了长足的发展。迄今为止,不仅已有的模型发展迅猛,还诞生并发展了许多综合和专精模型,综合模型有澳大利亚的 APSIM 模型和中国的 CCSODS 系列模型,专精模型有针对具体作物如针对草本植物开发的 CropSyst 模型和针对棉花的生长发育和产量的 GOSSYM 模型,有针对具体过程如土壤侵蚀开发的 EPIC 模型、土壤有机碳变化模拟 CENTURY 模型^[10]和水分限制产量为核心的 AquaCrop 模型^[11]。

本文选取一些模型进行重点分析。首先选择应用最广泛的 WOFOST、APSIM、DSSAT、AquaCrop 模型,其次根据典型作物和典型驱动因子分别选取水稻模型 ORYZA、草本模型 CropSyst、土壤侵蚀模型 EPIC、水盐平衡模型 DAISY、蒸散与水盐平衡模型 SWAP、根区运移模型 RZWQM2、土壤有机碳模型 CENTURY,最后根据作物生长模型的农场管理决策目的,选择 FASSET、MOPECO 和 STICS 模型为补充。

本文通过将作物生长模型原理和侧重模块相结合,提取出作物生长模型的主要驱动因子。将模型某因子驱动作用明显高于其他因子的单一驱动因子或模型特有/特色驱动因子进行分类,将模型划分为土壤因子、光合作用因子和人为因子驱动模型^[12],并分别进行论述。这一模型分类体系并不是绝对的,一些模型会同时考虑多种驱动因子,这时按模型

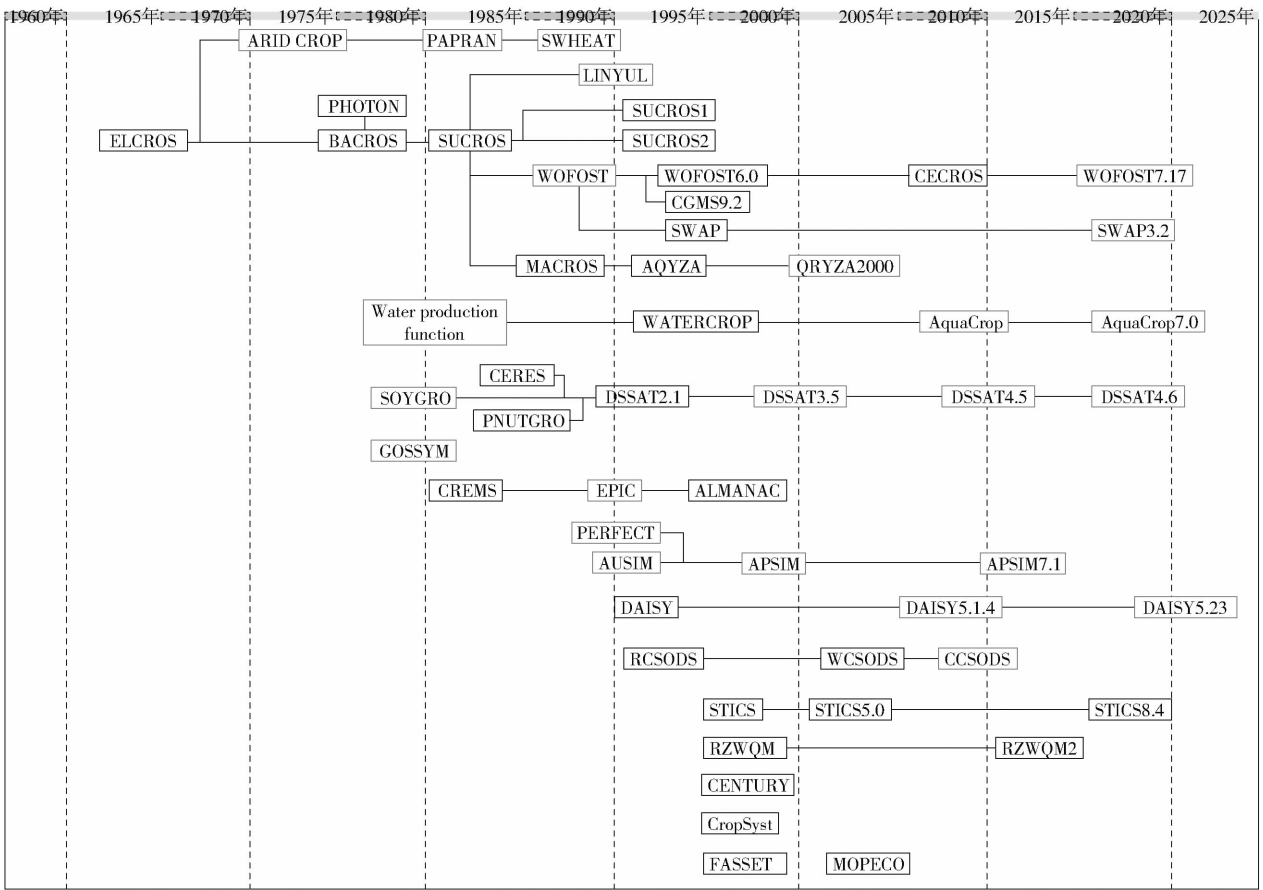


图 1 作物生长模型发展历程

Fig. 1 Diagram of history of crop growth models

的主要驱动因子进行分类。

1.1 土壤因子模型

土壤因子驱动模型的核心模块是土壤模块，模型的主要输入数据都是与土壤有关的水分、有机质、碳氮含量等，这一类模型的特点是对作物与土壤的相互作用模拟得很详细，模型的输出结果除了作物产量之外，往往还包括土壤水、碳、氮等与土壤有关的要素含量和运移转化。土壤中包含的组分很多，不同组分对作物的影响方式不同，按照上面的思路，这些模型又可以继续分为：土壤水分驱动模型、土壤盐分驱动模型和土壤水盐驱动模型等。

土壤水分驱动模型又分为水动力模型和水平衡模型，土壤水动力模型考虑各层土壤水分的再分布，参数多，物理意义明确，简单水平衡模型参数少，计算较简单，虽不能计算各层土壤水运动的过程，但是也有能够通过水平衡方程计算各层土壤水含量的^[13-16]。AquaCrop 是水平衡模型，原理是改进国际粮农组织 (FAO) 第 33 号灌排文件中的产量-水分响应公式^[17]，将作物腾发分为土壤蒸发和作物蒸腾，且作物蒸腾决定作物生长发育；SWAP (Soil water atmosphere plant) 是土壤水平衡模型，在 WOFOST 基础上发展而来，通过 Richards 方程计算

水分运动，能够模拟土壤水分运移，地下水的动态变化，盐分运移、热量传递等对作物生长的影响^[10]。AquaCrop 和 SWAP 都具有较强的实用性，AquaCrop 输入参数少，系统代价低，对软硬件要求低，相对而言，SWAP 参数较多运行速度慢。两者均可以指导农田节水灌溉，SWAP 应用区域不如 AquaCrop 广泛，但咸水灌溉领域较 AquaCrop 多^[18]。

土壤盐分驱动模型指在着重描述土壤碳氮循环的模型，主要有 APSIM、DayCent、EPIC 等模型。APSIM 模型主要对土壤氮运移 (矿化、入库、硝化、脱氮和氮淋溶)、土壤磷运移进行描述^[19]；DayCent 是土壤有机碳变化模拟模型 CENTURY 以天为步长的版本，模拟碳、氮、磷以及土壤有机质分解过程^[20]；EPIC 计算风蚀和水蚀对作物产量与土地生产力的影响，可以模拟氮和磷的循环^[21]。其中 DayCent 主要用于土壤碳、氮循环研究，EPIC 更考虑土壤侵蚀影响，APSIM 通用性更强，不同模块以插件的形式组合，可以“即插即用”，将不同领域内的优秀成果应用到模型中^[8]。

土壤水盐驱动指模型着重考虑土壤碳氮循环和水循环，主要有 CropSyst、DAISY、RZWQM2 等模型。CropSyst 模型在 EPIC 模型对作物生长描述基础上

进一步模拟土壤水分平衡、土壤-植物氮素平衡、作物生长模拟、残茬生产和分解、侵蚀等过程^[22]。DAISY 主要模拟了水平衡、碳/氮循环过程以及土壤热状况,通过氮素的固定、矿化、硝化、反硝化、氮的吸收以及铵态氮和硝态氮的淋溶实现循环过程^[23]。RZWQM2 着重描述植物根部水盐运移过程,描述盐分随土壤水运移在土壤中的分布及被根部吸收的过程^[24]。其中 CropSyst 强调轮作,RZWQM2 考虑农药,两者都强调管理措施的影响,此外,均可用于经济和管理决策分析。DAISY 模型土壤参数只涉及基本属性,气象参数和农事管理参数简单,还考虑有农药残存降解问题,标定简单,易于操作。

土壤水分和土壤盐分涉及到土壤灌溉和施肥,是农业经济投入的重要组成部分,水分驱动模型主要应用于土壤灌溉,盐分驱动模型常用于无水胁迫的土壤施肥分析,水盐驱动模型相较单一考虑水分和盐分,更适合分析农场的总体经济投入。

1.2 光合作用模型

光合作用驱动模型以光合作用为基础,结合其他生理过程模拟作物生长,将作物接收到的光能与温度等经过光合作用模拟成光温生产潜力,去除作物生长呼吸和维持呼吸的消耗,再经过土壤、大气等因子胁迫后进行干物质分配等进行模拟得到实际的作物产量。因光合作用主要受辐射和 CO_2 限制,模型又分为 CO_2 驱动和辐射驱动, CO_2 驱动主要考虑光合作用中的 CO_2 同化效率,辐射驱动着重强调光能辐射在光合作用中的作用。

CO_2 驱动模型的代表有 WOFOST 和 ORYZA,两者同属 DE WIT 学派模型,计算原理是通过大气模块和作物模块计算出潜在产量,再根据土壤水分、养分等计算出胁迫产量,其中潜在产量是以 CO_2 日总同化量减去蒸腾作用和呼吸作用消耗结合物候期得到净同化量,用物质分配原理得到的。综合来看对 CO_2 同化模拟是计算产量的基础, CO_2 是核心驱动因子^[25]。WOFOST 是最早面向应用的模型之一,最初用于探索农业生产潜力,包括同化作用、呼吸作用、蒸腾作用和干物质分配的生理生化过程,现可用于评估产量风险、评估作物品种差异、研究作物生长影响因子、评估气候变化影响、制定播种策略,评估作物在已有水肥条件下的最大生产力水平、产量预报^[25];ORYZA 是专门模拟水稻生长发育的模型,较初始版本增加了土壤温度、根系动态生长、碳氮转化、水稻连作、水-氮交互,并能够模拟气候和非生物胁迫对同化作用的影响、生长密度、氮肥平衡管理、土壤有机肥动态变化、温室气体、氮流失、根系和水

分、由根系和水分决定的吸水量以及氮素的扩散和吸收^[26]。辐射驱动模型的代表有 DSSAT,模型中生长限制胁迫的主要因素是光合作用,而光合作用模块的函数为日辐射流动函数,描述了环境温度和叶片 N 含量对光合作用的影响。模型通过描述光合作用、呼吸作用、组织合成和衰老引起作物器官的干物质变化,得到作物的产量信息。模型最初主要用于灌溉和虫害管理决策,后面可以进行肥料管理、粮食安全、气候变化和环境污染对作物生长影响、耕作管理等应用^[27]。

光合作用驱动模型一般而言相较其他模型土壤运移研究较少,故常与其他模型耦合。WOFOST 与其他模型结合的能力很强,ORYZA 相对较差,DSSAT 研究相对较少,但本身在发展的过程中不断集成其他模型。WOFOST 对土壤过程描述较少,土壤参数相对较少,不涉及养分运移过程,利用养分吸收量与产量对应的半经验关系,得出作物的产量,所以常与土壤因子驱动模型结合;ORYZA 无病虫害和其他限制作物产量因素的影响,氮主要涉及地上器官吸收而不涉及在土壤中的转化过程和土壤水平衡,常与土壤水盐模型相耦合;DSSAT 本身已集成 EPIC 等模型作为通用模型。

1.3 人为因子驱动模型

人为因子驱动模型指模型中重点关注人的活动对作物生长的促进和干扰作用,在模型输出时也更多地考虑到人的需求的一类模型。人为因子驱动模型有以 STICS 为代表只考虑如何优化种植、施肥、收获等管理措施来获得更高产量的模型,也有以 MOPECO 和 FASSET 为代表考虑种植作物选择、施肥种类和数量选择、灌溉水量与时间选择和最终收益关系的模型。

MOPECO 和 FASSET 对作物模拟相对简单,MOPECO 是灌溉的经济优化模型,对作物模拟较为简单,协助决策作物分布从而最大限度地提高灌溉农场的毛利率。模型输入数据简单,输出结果主要有作物产量、土壤水分和灌溉情况,主要用于规划投入、利润、估计经济风险,对存在缺水问题的可灌溉区域的作物种植与灌溉进行管理^[28];FASSET 较 MOPECO 对土壤模块描述详细,但对作物成长模拟也相对简单,是典型的突出人类活动影响的作物生长模型,模型分计划和模拟两个模块,首先假设农场由家畜和农田两部分组成,两部分通过一个包括粪便和饲料的容器相互影响。模型将牧场和农场相结合,最大效率利用粪便和青贮饲料,减少化肥和其他饲料的投入^[29]。STICS 管理模块相较 MOPECO 和 FASSET 相对简单,模型中不包括成本问题,但作物

生长模拟模块相对复杂,对作物生长以及碳氮循环过程模拟较为详细^[30],同时强调田间管理模块,包括播种时间、深度、密度、行列间距、施肥、耕作、收获等人为因素对作物生长与产量的影响,例如灌溉系统和农业排水系统都参与了水分蒸散和土壤有机质转移的计算,从而参与作物生长的模拟。

STICS 侧重人为操作对作物模拟的影响,MOPECO 和 FASSET 分别侧重氮和水在农业生产中的投入与产出问题,MOPECO 仅能模拟产量和土壤水分,FASSET 主要模拟作物粪便与氮肥,目前已有的模型均无法同时兼重精准作物模拟和决策经济收益。由于现代农业发展的趋势是集中化农场管理模式,大机械等现代技术的应用使农业生产模式发生了很大的变化,在投入和产出方面人为干扰程度很强,逐渐成为施肥灌溉收获等全生育期管理不能忽略的因素。土壤因子驱动模型考虑水分和养分对作物生长的影响,是人为因子驱动模型进一步发展的重要参考,人为因子驱动模型与土壤因子驱动模型的耦合将成为模型发展的一大热点。

2 作物生长模型对比

本文提到的模型的输入参数包括气候参数、作物参数、土壤参数和管理参数,其中气象参数包括最高/最低气温、辐射和降水量,有的模型需要平均气温、相对湿度、气压等数据;作物参数包括描述作物生长习性的品种参数如发育阶段和生物量分配,描述作物生长速率的生长参数如光合速率和光合有效辐射利用率,描述作物对水分的需求和响应的水分参数如蒸腾速率和水分利用效率,描述作物对养分的需求和吸收过程的养分参数如养分吸收效率和养分胁迫阈值等,描述作物对气候响应的气候参数如温湿度影响因子等;土壤参数包括土壤质地、土壤容重、pH 值、田间持水量、饱和含水量、萎蔫点,有的模型还包括有机质含量和土壤氮磷钾含量;管理参数包括施肥灌溉,有的模型还包括残茬管理、农药管理、播种和收获管理。

这些模型的应用领域和模拟作物类型各有不同,本文将模型应用、模块、尺度和可模拟类型进行对比,模型包括作物模块和土壤模块,结构大同小异,但根据过程描述详细与否又拆分成不同模块(表 1),除水稻模型外,其他模型均可模拟禾本科作物。作物模块常拆分为管理模块和作物模块,根据模型驱动因子不同侧重不同模块并进行应用,如人为因子驱动模型 MOPECO 只有管理模块,主要进行成本利润模拟,基于此作物模块可进行生物量和产量模拟,或生产力监测,前者侧重结果,后者更侧重

生产过程,表格中显示的为该模型应用更多的一种;土壤模块根据不同驱动因子拆分成水和盐模块,可进行水盐过程模拟,从而进行灌溉和施肥优化,光合作用和人为因子驱动模型则根据模型土壤模块相对同等复杂度模型原理更简单,此外 CropSyst、RZWQM2 有农药残茬等模块,APSIM 和 FASSET 包含动物模块。

表 1 中除水稻模型 ORYZA2000 外,其他模型均可模拟禾本科作物和非禾本科粮食作物,此外 AquaCrop 可以模拟蔬菜、果树和藤蔓类,EPIC 和 RZWQM2 可以模拟树木,MOPECO 可以模拟各种经济作物。

根据模型复杂度,APSIM、DSSAT 和 WOFOST 模型可视为复杂的综合模型,模拟精度高、应用广,但参数多、输入数据要求高、精度校准相对困难。DayCent、EPIC、ORYZA、RZWQM2、STICS 和 SWAP 模型相对较简单,特定领域模拟精度高,但参数设置较复杂,应用领域具有局限性。AquaCrop 和 DAISY 模型相对较简单,参数相对较少、系统代价低、应用便捷,但模拟精度相对前两者偏低。MOPECO 和 FASSET 模型最简单,主要用于经济模拟,模拟参数最少,但精度最低。模型原理越复杂、输入参数越多、生态循环越完备的作物生长模型模拟精度越高,实际应用中,模拟精度同参数校正精度成正比,参数精度又与参数校正难度息息相关,因此模型在实际应用中的精度与理论精度有较大出入。所以在选择模型时,需综合考虑研究目的、数据可用性、参数校正难度和模型适用性。

文中提到的模型开发平台和资源如表 2 所示,表 2 中提供源代码网址,代码可在官网或者 github 上获取,源代码可以更好地对模型进行相应本土化改进。

3 作物生长模型应用

近年来,作物生长模型在农业科学和实践中有多种应用,涵盖科学研究、农业资源管理、政策分析、生产预测、教学等领域,与遥感技术、大数据、物联网等新兴技术结合的研究也越来越多。目前,作物生长模型重要的应用包括气候变化评估、生产管理决策支持、资源管理优化等。

3.1 气候变化评估

全球气候变暖正引发一系列的问题,温度升高、降水模式改变、极端天气事件增加、水资源压力等将对全球农业造成巨大影响。而作物生长模型最基本的功能是作物的生长发育模拟以及对外界环境的响应,因此,作物生长模型广泛地应用于全球气候变化

表 1 模型应用、模块设置、尺度及可模拟作物类型对比

Tab.1 Comparison of model application, model modules, scales and simulated crop types

模型名称	模型应用	模块设置	空间尺度	时间尺度	作物类型
APSIM	生物量、产量模拟 ^[19] ；农作物管理；气候变化评估 ^[31] ；土壤水/氮过程 ^[32-33] ；基因、管理和环境交互 ^[34]	作物模块、土壤模块（水平衡、氮循环、地表有机质、土壤磷）、管理模块、动物模块（牛、羊）	站点尺度	每天	豆类、玉米、大麦、小麦、油菜、棉花、水稻、花生等
AquaCrop	生物量、产量模拟 ^[17] ；优化播种日期 ^[35] ；优化灌溉策略 ^[35] ；气候变化评估 ^[36]	作物模块、土壤模块（水分）、管理模块	站点尺度	每天	玉米、大麦、小麦、棉花、向日葵、马铃薯、水稻等草本作物，以及果树和藤蔓类
CropSyst	作物生长 ^[37] ；生物量、产量模拟 ^[37] ；灌溉、施肥管理 ^[38] ；气候风险评估 ^[39] ；土壤属性 ^[37]	作物模块、土壤模块（水平衡、氮循环、有机质、土壤侵蚀）、作物残渣模块	站点尺度	每天	玉米、小麦、大麦、大豆、高粱和羽扇豆
DAISY	生物量、产量预测 ^[23] ；土壤氮过程 ^[40] ；土壤水过程 ^[41] ；土壤有机质过程 ^[42]	作物模块、土壤模块（水平衡、热平衡）、溶质平衡模块、氮循环、碳循环、管理模块	站点尺度	每天	冬小麦、夏玉米等
DSSAT	生物量、产量预测 ^[43] ；灌溉、施肥、农药管理 ^[44] ；碳/氮动态变化 ^[44] ；气候风险评估 ^[45]	气象模块、土壤模块（土壤水、无机氮磷钾、土壤有机质、氮循环）、土壤-作物-大气模块、作物模块、管理模块	站点尺度	每天	小麦、水稻、玉米和各种谷物、豆类,但也包括多年生草本植物,如饲料豆类和草
DayCent	温室气体排放 ^[20] ；N ₂ O 气体排放 ^[46] ；土壤碳/氮动态 ^[20] ；作物生物量、产量预测 ^[47]	作物生长与管理模块、土壤水和温度模块、土壤有机质模块、作物分解模块、养分运移模块、N 气体流通模块	区域到全球尺度	每天	玉米、小麦、马铃薯、甜菜等作物；苜蓿、三叶草等人工草原；热带草原；森林
EPIC	生物量、产量预测 ^[21] ；气候变化评估 ^[48] ；养分利用与流失 ^[49] ；水土流失 ^[50] ；灌溉、施肥管理 ^[51] ；土壤碳循环 ^[52]	气候模块、水文模块、土壤模块（侵蚀模块、养分模块、土壤温度模块）、作物生长模块、碳循环模块、耕作模块、经济效益模块、作物环境模块	站点尺度	每天	大豆、小麦、玉米、高粱、棉花、花生、向日葵、燕麦、水稻、马铃薯、甜菜、青贮玉米、草、树木等上百种作物
FASSET	生产力监测 ^[29] ；土壤水/氮监测 ^[53] ；优化管理 ^[29] ；气候评估 ^[54]	作物模块、土壤模块（水平衡、氮循环）、管理模块、动物模块（猪，牛）	站点尺度	每天	麦类、玉米、大豆、马铃薯、甜菜、豌豆、牧草、向日葵、葡萄
MOPECO	灌溉管理 ^[28] ；种植管理 ^[55]	用水需求模块、毛利与灌溉关系模块、作物种植优化模块	站点尺度	每天	玉米、小麦、大麦、马铃薯、胡萝卜、甜瓜、大蒜、洋葱
ORYZA2000	长势监测、产量模拟 ^[26] ；水氮管理 ^[56] ；气候变化影响 ^[57] ；种植管理 ^[58]	作物生长模块、蒸散模块、氮素运移模块、土壤水分模块	站点尺度	每天	水稻
RZWQM2	作物生产力 ^[59] ；优化灌溉 ^[60] ；土壤水/氮动态监测 ^[61] ；杀虫剂化学物质模拟 ^[24] ；优化施肥 ^[61]	作物生长模块、土壤化学过程、氮循环模块、碳循环模块、杀虫剂模块、耕种模块	站点尺度	每小时到每天	玉米、小麦、大豆、马铃薯等 23 类作物，苜蓿、草皮、树木等
STICS	生产力监测 ^[30] ；土壤水氮监测 ^[62] ；遥感同化 ^[63] ；优化管理 ^[64] ；气候评估 ^[64]	物候模块、作物生长模块、作物管理模块、微气候模块、根生长模块、水平衡模块、氮平衡模块	站点尺度	每天	小麦、玉米、大豆、高粱、马铃薯、甜菜、豌豆、牧草、甘蔗、向日葵
SWAP	产量、生物量预测 ^[65] ；水盐运移 ^[65] ；遥感同化 ^[65] ；咸水灌溉 ^[66] ；优化灌溉 ^[18]	作物生长模块、土壤模块（水、溶质）、热量传输模块、管理模块	田块尺度	每秒到每天	夏玉米、冬小麦、春大麦、水稻、大豆、向日葵等一年生作物
WOFOST	生产力评估 ^[67] ；遥感数据同化 ^[25] ；气候变化评估 ^[68] ；重金属胁迫研究 ^[69]	作物生长模块、气候模块、土壤模块、养分模块	站点/区域尺度	每天	夏玉米、冬小麦、春大麦、水稻、大豆、向日葵等一年生作物

对农业影响的评估中,主要分为预测作物响应和适应措施指导两部分。由于气象信息为作物生长模型的必需输入,因此各种模型均能模拟气候变化影响,但又以 APSIM、DSSAT 应用较为广泛。

预测作物响应方面,通过输入气象数据、土壤属性、作物种类和品种等信息,作物生长模型就能模拟作物产量、生长期、生理状况等的变化,进而评估农业生产的风险和脆弱性,以帮助科学家和政府了解

表 2 模型开发平台及资源				
Tab.2 Model development platform and resources				
模型名称	开发者	开发平台	是否提供开源 软件/代码	网址
APSIM	澳大利亚农业生产系统组织 (APSRU)	软件:APSIM 语言:FORTRAN, C + + , C#. NET, VB. NET	免费提供非商业版	www. apsim. info
AquaCrop	联合国粮农组织 (FAO)	软件:AquaCrop 标准窗口版、 插件版、AquaCrop – GIS 版	免费提供软件和源 代码	http:// www. fao. org/aquacrop
CropSyst	华盛顿州立大学生物系统工程系	软件:CropSyst 语言:Pascal (DOS 版本) C + + (Windows 版本)	免费提供软件	http:// sites. bsyse. wsu. edu/ cs_suite/CropSyst/
DAISY	丹麦皇家农业大学	软件:DAISY 语言:C + +	免费提供软件	http:// code. google. com/p/ DAISY-model/
DSSAT	IBSNAT 项目联合密歇根州立大 学、国际肥料发展中心、夏威夷州 立大学、佛罗里达州立大学等多 家单位	软件:DSSAT 语言:Fortran	免费提供软件和源 代码	https:// dssat. net
DayCent	美国科罗拉多州立大学	软件:DayCent 语言:C + +	免费提供软件	http:// www. nrel. colostate. edu/ projects/DayCent-home. html
EPIC	美国农业部和美国得克萨斯农机 大学黑土研究中心	软件:EPIC 语言:Fortran	免费提供软件和源 代码	https:// epicapex. tamu. edu/epic/
FASSET	丹麦奥胡斯大学科技学院农业生 态学系	软件:FASSET 语言:C + +	免费提供软件	https:// www. fasset. dk/
MOPECO	西班牙卡斯蒂利亚拉曼查大学	网页:MOPECO	免费提供网页版模 型运算	https:// dss. supromed. eu/portal/ mopeco/
ORYZA 2000	国际水稻研究所和荷兰瓦赫宁根 大学	软件:ORYZA2000 语言:Fortran	免费提供软件	https:// sites. google. com/a/irri. org/oryza2000/home
RZWQM2	美国农业部大平原系统研究所	软件:RZWQM 语言:MSDEV C + + 、Intel Fortran	免费提供软件	http:// www. ars. usda. gov/ Research/docs. htm? docid = 17740
STICS	法国农业科学研究院	软件:STICS 语言:Fortran77	免费提供软件	http:// www6. paca. inra. fr/ stics_eng/
SWAP	荷兰瓦赫宁根大学	软件:SWAP 语言:Fortran95	免费提供软件	http:// www. swap. alterra. nl/
WOFOST	荷兰瓦赫宁根大学和世界粮食研 究中心	软件:WOFOST 语言:Fortran77	免费提供软件和源 代码	http:// www. wageningenur. nl/ wofost

气候变化所带来的影响。比如，水稻方面，AGGARWAL 等^[70]使用 CERES(整合在 DSSAT 中)和 ORYZA 模拟了印度不同农业地区在不同气候变化情景下灌溉水稻的产量变化,并得出其将正增长的结论;小麦方面,VANLI 等^[71]、HAITHEM 等^[72]分别用 CERES 和 APSIM 模拟了土耳其东南部地区、突尼斯地区的小麦未来的产量变化,表明其将严重减产;玉米方面,BASSU 等^[73]用包括 APSIM、CERES 等 23 种模型模拟了法国、美国、巴西、坦桑尼亚地区未来的产量变化,得出产量随温度升高而减少的结论。上述以主要粮食作物作为例子,说明总体而言,全球气候变化对农业生产将造成显著负面影响,作物生长模型在预测气候变化对农业生产影响方面扮演了重要角色。

适应措施指导方面,作物生长模型通过对不同

种植模式、作物类型、施肥施药措施等进行模拟,进而帮助减少或适应气候变化给农业生产带来的影响。这方面的分析,要求作物生长模型必须要有管理模块,如 DSSAT、APSIM、ORYZA 等。例如,AGGARWAL 等^[70]根据 CERES 和 ORYZA 的模拟结果,提出了水稻应合理灌溉和研发耐热品种的建议;LIN 等^[74]根据 CERES 模拟结果提出了中国东北未来应栽种晚熟玉米品种并推迟种植日期的建议;HAITHEM 等^[72]使用 APSIM 就突尼斯地区未来干旱趋势提出小麦需要进行保守耕作并覆盖残留物的建议。利用作物生长模型可以在未实际操作前模拟改变管理措施后的效果,节约了时间和人力、物质成本,对于应对气候变化有重大的意义。

气候变化评估是作物生长模型一个重要的应用。全球变暖引起的二氧化碳浓度上升和温度升高

会影响作物呼吸、光合作用、繁殖、用水等生理过程。而气候变化评估有助于科学家指导农民做出正确的管理决策,如选择作物、品种、播种日期和灌溉计划,以最大限度地减少风险。通过作物生长模型的模拟,可以更好地了解 and 评估气候变化对区域乃至全球农业的影响,帮助农业决策者制定应对策略,保障粮食安全,促进农业可持续健康发展。

3.2 生产管理决策支持

作物种类复杂,品种繁多,种植方式多种多样,就算是专业人员,也很难就某一特定种植环境提出最佳的种植策略。而且,全球气候、市场需求的改变,以及新技术和新品种的产生,给农业生产管理决策制定带来了极大挑战。对于以上问题,作物生长模型可以从适应性评估、种植策略评估、收益评估 3 方面为农业专家和决策制定者提供数据和理论支持。

适应性评估主要利用研究区的气象、土壤、作物生长过程的生理参数等对模型进行标定,得到模型最佳的品种参数并验证模型的模拟精度^[32]。该过程即为模型本地化,是作物生长模型进一步应用的前提条件。由于很多作物生长模型发展较晚,在很多地方的应用效果没有得到验证,因此这一步必不可少。目前,主流的作物生长模型包括 WOFOST、APSIM、DSSAT、AquaCrop 的研究较多,研究也主要集中于水稻、小麦等粮食作物。

种植策略评估以提高农业产出为导向,涉及最基本的管理策略,主要包括种植时间、种类、种植密度和收获时间的选择,绝大多数作物生长模型均能满足种植策略评估的需求,因此该应用主要也是选择目标作物的主流模型进行评估。比如 WANG^[75]等使用主流的玉米模型 APSIM 优化了华北平原的播种策略,达到高产、节水、优质的种植目标,并提出应栽种短生育期、低籽粒含水量玉米品种的建议。MONZON 等^[76]根据不同农业管理区的特点结合主流模型 DSSAT 模拟结果,因地制宜,调整大豆、小麦、向日葵和玉米的种植分布,提高作物总产量。

收益评估主要指经济效益估计、策略评估和风险评估,是在模型模拟结果上的二次分析,涉及作物生长模型和经济模型的结合。目前,使用最多的模型是 AquaCrop 和 APSIM,但由于其它作物模型也有类似功能,其应用潜力也较大。如将 AquaCrop 与经济模型相结合,利用有限的灌溉资源优化田块的灌溉策略,达到最佳的收益^[77]。将 FAO 作物生长模型模拟结果与当地销售价格和成本结合,得到最佳的大豆-玉米轮作种植策略^[78]。将 APSIM 与进化算法融合,结合毛利率和财务风险数据,得到澳大利

亚东北部种植系统中最佳的作物选择和播种时间集合^[79]。收益评估以合理分配资源和提高收益为目标,从而解决最实际的问题。

综上所述,适应性评估是模型应用的基础,管理模式评估则选择最佳的种植策略,收益评估则以提高收益为目标。生产管理决策支持能对不同场景进行评估,优化管理措施,辅助水土资源管理等的宏观决策。但不同的作物生长模型对光合作用、土壤、水分等各有侧重,实际应用时,用户应该根据自己的目的和模型的特点,选择最匹配的模型,模块简单与否不能是模型选择的唯一标准。

3.3 资源管理优化

农业资源管理优化通过模拟作物对土壤、水分和营养需求的动态变化,有效地调度现有资源,以提高生产效率并减少对环境的负面影响,以达到精确施肥、合理灌溉、优化农药使用、土壤保护和循环利用等方面的决策和策略。

资源管理模式评估主要分为灌溉、施肥、施药 3 种管理措施。大多数模型都有管理模块,但是详细程度有所区别,比如 SWAP 没有施肥管理模块,仅有灌溉模块,而 EPIC 的管理模块涉及到非常细致具体的农作管理,不仅包括基础的灌溉、施肥,甚至还可以模拟放牧、农药使用、不同的农机操作,等等。表 1 模型应用列中详细说明了模型的基本功能。目前来说,较常应用的模型有 Aquacrop、DSSAT、APSIM、EPIC 等。应用管理模块,可以比较在不同的种植日期以及灌溉、施肥、施药水平下,作物的生物量、产量等生理信息,进而分析得到作物最佳播种、灌溉、施肥、施药日期以及灌溉和施肥、施药量。

具体应用上,灌溉方面,CHEN 等^[80]利用 AquaCrop 开发了一个多目标优化灌溉框架,应用于中国 6 个主要水稻产区,提高了对于雨水的利用效率,降低了灌溉用水量,减轻环境压力;施肥方面,AKPONIKPE 等^[81]利用 APSIM 小麦生长模型,结合了 25 年的小麦产量数据和气候变化数据,提出了非洲萨赫勒地区应少施氮肥的建议,指出少施氮肥能减少对环境的影响和气候风险,提高产量稳定性;KADIYALA 等^[82]利用 DSSAT 为南亚新兴的水稻-玉米系统提出了更好的水-氮管理方案,在保证产量的同时大大节省了用水量和施氮量;施药方面的研究相对较少,但 DSSAT、RZWQM2 等模型均有农药相关的模块,其在农药减施增效方面的应用具有很大潜力。

上述应用涉及不同作物、不同土地类型、不同气候条件,利用作物生长模型来优化农业管理,反映了

作物生长模型在资源管理优化上的能力。与生产管理决策支持应用类似,作物生长模型进行资源管理优化应用时也应该进行适应性评估,在此基础上根据需求和模型优势选择适合的作物生长模型。此外,也可以考虑与其它模型,如农药转移模型(农药根区模型(Pesticide root zone model, PRZM)等)、肥料转移模型(硝酸盐浸出和经济分析包(Nitrate leaching and economic analysis package, NLEAP)等)的结合,提高模拟效果和精度。

4 面临的挑战

尽管对植物胁迫生理学的理解已经大大进步,作物建模方法中的一些缺陷已经减少^[83],作物生长模型在气候变化评估、生产管理决策支持、资源管理优化等方面有重要应用,但模型在实际应用上仍存在很大不确定性。具体而言,极端天气限制了模型在气候变化评估中的应用,复杂农业景观限制了模型在生产管理决策支持、资源管理优化的应用,高模型复杂度限制了模型自身的使用及与其它模型的耦合,限制了其推广应用。

4.1 极端天气

极端农业气候事件如干旱、高温、大雨、冰雹和风暴、洪水和霜冻发生的频率和强度随全球气候变化不断提升,目前尚未有完善的极端天气影响农业生产的机理解释^[84],作物生长模型中对生长与物质循环过程描述也并非完美^[85],因此,作物生长模型对特定极端天气作物模拟^[86]精度较低,需要针对不同模型不同作物结合相应的经验模型进行改进。

目前作物生长模型主要对小麦、玉米、水稻的干旱和高温霜冻灾害进行相关研究,DSSAT 最多,APSIM、WOFOST、EPIC 和 AquaCrop 紧随其后,其他灾害和作物研究少之又少,模型中也缺乏相应模块^[87]。作物生长模型基本包括高温和干旱影响生殖生长的模块,含有土壤水分模块的作物生长模型对干旱模拟效果较好;不同模型不同生长阶段设置的温度胁迫阈值不同,除 AquaCrop 考虑热胁迫对授粉影响^[88]外,其他模型没有生殖生长阶段热胁迫导致营养与生殖器官生物量互相转化的过程;除 STICS 模型有霜冻胁迫影响幼苗密度、叶片衰老和果实数量模块^[30]外,DSSAT、EPIC、APSIM、CropSyst 的霜冻胁迫函数主要集中在营养生长阶段对土壤和水文的影响,没有考虑严重霜冻等极端事件^[89],没有考虑生殖生长的生理过程影响。

作物生长模型基本无大雨、冰雹、风暴和洪水相关胁迫系数和模块。大雨、冰雹和风暴导致作物倒伏,减小作物密度,减少光合作用面积,引发病虫害;

洪水抑制作物呼吸作用引发相关疫病,破坏土壤环境,养分大量流失,影响产量。作物生长模型对植物倒伏、通气胁迫、植物病虫害缺乏相应生理过程描述,需要在模型中建立相应的灾害模块来解决极端农业气候事件对作物生长的影响,如借鉴 STICS 中的霜冻胁迫指数计算^[30],利用作物生长发育不同生长发育阶段上下限冠层温度和气温,重新参数化热冷胁迫对物候、叶片生长和衰老、生物量生长的影响;对大雨冰雹风暴等突发极端灾害,需要结合作物形态模型,利用孪生农场技术建立作物密度衰减系数,构建灾后土壤通气胁迫、病虫害发生和传播模型;对于洪水干旱等长时间极端灾害事件,需要使用孪生农场构建土壤通气环境,模拟病虫害和作物萎蔫发生和扩散情况。

4.2 复杂农业景观

中国农业景观复杂多样,就气候类型而言,中国有温带、亚热带以及季风、大陆、高山草原等气候;其次是地形复杂,中国具有平原、高原、山地、丘陵、盆地五大地形,而平原面积只占国土面积的 12%;田地分散,我国的农业仍然以家庭承包为主,耕地连续性差,不利于综合管理;此外,农业设施也不完备、农民素质低、作物种类多等问题也较为突出。因此,作物生长模型的推广具有较大的不确定性。尽管充满挑战,仍然有大量的作物生长模型本地化的研究成果。

就气候方面,APSIM 可以模拟东北地区复杂天气条件下夏玉米的生物量和籽粒产量,中国西南热带地区玉米的开花期和成熟期^[90],ORYZA (v3) 能模拟中国中部地区水稻生物量和叶面积指数以及季节性产量的动态,但叶片 N 浓度差异较大^[91]。就土地类型方面,APSIM 模型可以用于模拟内蒙古地区盐渍土向日葵的生长,但作物生长模型中一些作物生理参数如作物凋萎系数等与土壤盐分的联系机制仍然不明确^[92],WOFOST 可以用于模拟青藏高原青稞的潜在产量,提供最佳播种日期和适宜海拔的建议^[93],APSIM 可以模拟黄土高原地区旱地小麦生长^[90]。就田间管理措施,DSSAT 可用于模拟中国河南地区保护性农业处理下的冬小麦生长,优化关中平原不同降水量下夏玉米的播种日期、灌溉和施肥措施^[94],中国西北干旱地区的节水灌溉措施^[95]。上述研究涉及中国不同气候、不同海拔、不同管理措施的模拟。但以上研究均为平原、高原等地形简单地区的模拟,对于山地、丘陵等复杂地形下的模拟研究相对较少。

以上研究表明,通过调节参数,作物生长模型能在中国复杂的农业景观条件下取得较好的模拟效

果,并能提供较好的农业管理建议。但本地化研究也面临诸如参数模拟不精确、输入参数难以获得、品种参数难以拟合等问题。同时,由于作物生长模型种类多,目前的研究还不能完全验证每个作物生长模型的性能,模型的研究集中于水稻、小麦、玉米等粮食作物,对于一些相对小众的品种,如甜菜、甘蔗、烟草等对应的作物生长模型,由于相关作物生长模型少,本地化研究相对较少,对复杂农业景观下的研究就更少。因此,复杂农业景观依然是作物生长模型难以推广的重要原因。

4.3 模型复杂度

伴随着植物生理学、数学、育种学等学科的发展,人们对植物生长发育的过程理解越来越深入,也必然导致作物生长模型的复杂度越来越高。模型复杂度主要包括模块复杂度、计算复杂度、输入参数复杂度。

模块复杂度方面,随着模拟需求增加和精度要求提高,以及相关研究的推进,作物生长模型会引入更多的数学模型,以完善模型并提高竞争力,但也会提高模块复杂度。如 ORYZA (v3) 在 ORYZA2000 的基础上增加新的模块来量化土壤温度、碳、氮和环境压力的每日变化^[91], STICS v5.0 增加了农业排水系统、更加复杂的共生固氮模块等^[30], APSIM v2 模型相比 APSIM v1 增加了农林复合系统、作物-动物交互、农场水资源捕获和存储模块等。为了应对模型模块复杂度的问题,很多作物生长模型如 APSIM、CropSyst 等,采用中央模拟器与其它模块(土壤模块、管理模块等)之间的通信实现特定的模拟过程,模块之间都是完全独立的,用户可以通过在中央模拟器上“插入”不同的模块组合实现不同的模拟。

计算复杂度方面,随着输入参数的增加和更多数学模型的引入,计算复杂度日益提高,如 STICS v5.0 中 LAI 为由自然生长和压力诱导的衰老的综合,计算量增加;DSSAT - Maize 4.5 模型增加了在水或氮胁迫下植物对根的物质分配。为了应对这个问题,下一代 APSIM 模型 APSIM NG (APSIM Next Generation) 每个变量值的传递都被打包到二进制结构中并从二进制结构中解包,执行速度提高了 7 倍^[90]。新一代 WOFOST 模型和 AquaCrop - OS 版本为了提高空间模拟的性能,支持多台计算机并行执行,当模型应用于大型地理空间时,可以有效地减少运行时间^[17]。但是,并不是每个模型都有考虑计算优化的问题,因此,计算量增加的负担依然是一个很严重的问题。

输入参数复杂度方面,虽然模型输入参数的增加能提高模型的预测能力,但参数的可获取性依然

是一个问题。一方面,由于作物生长模型中很多参数需要化学分析和统计实验,人们很难获取到足够的参数信息;另一方面,由于土壤本身固有的异质性以及不同管理方式会对土壤性质产生影响、作物品种多导致品种信息复杂、小尺度气象参数很难获取等原因,输入参数复杂性会增加。但也有些研究意在减少模型输入参数复杂度,如 RITCHIE 等^[96]通过土壤粒径、土壤容重、有机碳含量等计算土壤萎蔫系数、饱和水含量、植物可提取水含量等, TAKAHASHI 等^[97]研究将国际制系统的土壤粒径转变为美国制系统的土壤粒径。

随着作物生长模型的发展,模型的复杂度越来越高,虽然能更加精确地模拟作物的生长发育,但另一方面也不可避免地导致了模块复杂度、计算量、输入参数数量的增加,对于一些应用,如作物生长模型与遥感同化、数字孪生来说会有较大的影响。受其影响,目前,主要用于遥感同化的模型为 WOFOST、DSSAT、AquaCrop、SWAP、STICS。因此,在模型设计过程中应适当考虑模型复杂度的问题,在精确度与复杂性中取得一个平衡,既能保证模型精确性,又要保证方便性,利于数据同化和数字孪生研究,方便推广。

5 作物生长模型未来发展展望

要提高模型模拟的准确性和模拟的广度,除了模型本身的发展外,与遥感数据同化是一个重要方向,其能提高模型模拟的地理范围并校正模拟结果。而孪生农场将现实和虚拟世界融合起来,提升了模型模拟的深度,是作物生长模型一个重要的趋势。

5.1 作物生长模型与遥感数据同化

遥感同化作物生长模型是指利用同化方法,将遥感反演参数融入到作物生长模型中,拓展作物生长模型的空间感知范围,提高模型对区域作物生长的模拟精度。实现遥感与作物生长模型的同化,首先需要选择合适的同化变量及同化方法。

同化变量是作物生长模型和遥感反演所共有的数据,是连接两者的桥梁,主要包括叶面积指数 (Leaf area index, LAI)、归一化植被指数 (Normalized difference vegetation index, NDVI)、植被光合有效辐射比例 (Fraction of photosynthetically active radiation, FPAR)、蒸腾量 (Evapotranspiration, ET)、叶色素含量、叶倾角、植物含水量、植株高度等。同化方法将两个来源的同化变量融合起来,得到更准确、更全面的信息,主要的同化方法包括参数优化法、更新法、强迫法。参数优化法通过调整作物生长模型内部的参数,最小化同化变量间的差异,其中以粒子群优化

(Particle swarm optimization, PSO)、洗牌复合型混合演化(Shuffled complex evolution, SCE-UA)、鲍威尔优化法(Powell's method, POWELL)、最小二乘法为主;更新法是利用遥感观测值不断校正模型模拟的状态变量,主要以卡尔曼滤波和四维变分为主;强迫法是直接用遥感观测值代替作物生长模型的初始状态变量^[2]。

模型方面,目前遥感同化类应用最多的作物生长模型为 WOFOST, 基于其完全公开的源代码, 以及相对简化的土壤模块, 其次是 DSSAT-CERES 系列以及 AquaCrop 模型。而类似于 APSIM 的模型, 具有复杂的土壤模块设置, 以及较难编译的源代码, 使得遥感同化类的应用研究较少。相关研究表明, 同化遥感数据能显著提高模型在不同尺度地区上的模拟精度和应用范围^[98]。同时, 多模型同化也是作物生长模型同化遥感数据的一个方向。不同的作物生长模型有各自的优点, 多模型同化能提高模型在不同场景下的模拟精度, 目前模型集合已有相关的研究^[99], 未来也将应用到遥感数据同化当中。

遥感数据方面, 根据所在的研究区域和目的, 较小范围内的同化使用无人机遥感数据、Sentinel、Landsat 系列以及 HJ-1A/B 数据较多, 而大范围内的同化较多使用 MODIS 遥感数据。此外, 除了光学传感数据之外, 微波遥感也可以用于模型同化。微波遥感可全天候观测, 且具有一定穿透性, 在云、下雨天依然能提供有价值地表信息。同时, 研究表明 LAI、生物量也与 SAR 后向散射系数显著相关^[100]。目前, 作物生长模型同化工作已经向多源遥感数据同化方向发展。

同化的应用方面, 可分为正向模拟和逆向模拟。正向模拟主要通过直接或间接的方式同化遥感数据, 实现对区域作物长势监测和产量估计, 如利用遥感 LAI 直接与作物生长模型进行同化^[101], 进而预测作物生长发育; 或者先耦合作物生长模型与辐射传输模型, 再与遥感数据进行同化, 此时 LAI 作为耦合变量, 而同化变量则是冠层辐射^[102], 进而进行预测。逆向模拟是指通过对作物生长模型的输出验证, 实现输入参数的反演。以土壤属性监测为例, 通过构建参数优化算法, 得到土壤胁迫因子的最优估计, 从而得到区域的土壤属性值, 其中土壤养分反演以及土壤重金属反演的研究较多^[103-104]。

作物生长模型与遥感同化作为作物生长模型的发展方向目前仍处于起步阶段, 并逐步走向成熟。研究内容越来越深入, 逐渐从单一同化变量转为多元同化变量; 从单一遥感数据转为多源遥感数据; 从单一作物生长模型同化转为作物生长模型与辐射传

输模型耦合等多模型耦合式同化; 随着遥感数据分辨率的提高以及同化区域的增大, 对同化运算效率的要求也在提高, 目前逐渐由单机同化向并行同化发展。

5.2 作物生长模型与孪生农场

孪生农场指利用数字孪生技术, 构建一个与原农业系统相对应的虚拟农场。数字孪生是以数字化方式创建物理实体的虚拟模型^[105]。通过虚实交互反馈、数据融合分析、决策迭代优化等手段, 利用作物-土壤-水文模型、历史和实时数据、人工智能等技术, 集成农林经济等多学科知识, 模拟农作物在现实环境中全生命周期的行为, 连接真实农场和虚拟农场并进行相关分析, 为农业研究与决策提供更加实时、高效、智能的服务。

作物生长模型作为孪生农场的重要组成部分, 包括狭义的作物生长模型^[106], 特定环境参数校正数据^[107], 以及灌溉和氮肥等作物管理实践模拟, 然而自 2014 年数字孪生概念提出以来, 尚未有使用作物生长模型实现全生育期生长模拟的孪生农场系统。目前已实现的孪生农场系统主要集中在农业机械、农场物流、农业供应链等方面, 对作物生长模拟、农业景观构建、生态环境循环模拟简单^[108]。研究领域上有单株植物形态建模, 如果树; 单种作物及其生物生理环境模拟, 如瓦赫宁根大学番茄模拟系统; 农业环境构建, 如土壤含水量信息。研究方法上有使用机器学习方法在科学研究层面上实现产量预测、用水优化、机器校准和环境构建。

孪生农场对软硬件和从业人员的要求过高, 现有模型的鲁棒性较差, 应用较少。需要政府对农民进行职业技能培训, 让农民掌握一定的数据分析和软硬件操作知识; 需要加快物联网构建, 建设农业基础设施, 布设一定量的传感器, 提高农业机械化水平; 需要确保已开发模型的保真度、可解释性和弹性的设计原则和验证框架, 延展虚拟模型的时间和环境变化模拟应用。

然而物联网需要政府和用户投入大量的资金, 成本过于高昂, 而多源遥感影像及遥感反演数据可为作物生长模型模拟提供生长环境数据, 仅需要在地面验证遥感反演模型精度。应用遥感数据可有效减少传感器布设数量, 降低应用硬件需求水平, 在此基础上建立的孪生农场可以更好地了解作物生长的物理机制、模拟作物生长发育和土壤-植物-大气循环、控制各种胁迫的发展和持续时间、获取各种因子对植物生长和产量影响的反馈, 还可以应对其他意外事项如极端天气、病虫害以及人为意外等。

5.3 其他方向

除了遥感数据同化和孪生农场,未来作物生长模型的发展还有以下方向:

(1)多源数据获取。模型模拟结果准确性和模拟参数范围的要求提高必然导致对数据的需求量增加,未来将可以通过地面气象站、共享数据库等获得更多有用的数据。对于一些难以获得的数据,将通过更精确的模型计算获取。对于更优的品种参数,鼓励多领域专家合作,如模型专家、遗传专家和育种专家结合作物生长模型原理推荐最佳的品种参数。

(2)模型耦合。模型耦合能结合多个模型的长处,规避它们的缺点,更有效地利用已有的模型参数。未来的作物生长模型将耦合多个作物生长模型,通过模型间对比分析,综合利用多个模型的结果,从多个角度对作物生长进行分析,减少模型的不

确定性,以更精确、更智能的方式对作物生长过程进行模拟。

(3)需求驱动开发。随着作物生长模型的推广,对作物生长模型的需求和要求将进一步增加。未来的作物生长模型将由供应驱动转向需求驱动,不仅是利用已有的模型完成科学研究或应用,还要鼓励更多模型应用者参与到开发中,实现面向用户需求的模型开发。

(4)全球尺度模拟。当前,作物生长模型主要是在农场尺度的决策工具,而未来作物生长模型将转向国家尺度甚至全球尺度,更好地理解区域至全球尺度的农业系统;在全球尺度上评价全球温室气体排放对农业的影响,评价气候变化全球粮食安全的影响。未来的作物生长模型将成为促进全球农业可持续发展,实现食品安全、营养、健康的一个有力工具。

参 考 文 献

- [1] BOUMAN B A M, VANKEULEN H, VANLAAR H H, et al. The 'School of de Wit' crop growth simulation models: a pedigree and historical overview[J]. *Agricultural Systems*, 1996, 52(2-3): 171-198.
- [2] 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 CSAE*, 2018, 34(21): 144-156. (in Chinese)
- [3] LOOMIS R S, RABBINGE R, NG E. Explanatory models in crop physiology[J]. *Annual Review of Plant Physiology and Plant Molecular Biology*, 1979, 30(1): 339-367.
- [4] LE BOT J, ADAMOWICZ S, ROBIN P. Modelling plant nutrition of horticultural crops: a review[J]. *Scientia Horticulturae*, 1998, 74(1-2): 47-82.
- [5] WHISLER F D, ACOCK B, BAKER D N, et al. Crop simulation-models in agronomic systems[J]. *Advances in Agronomy*, 1986, 40: 141-208.
- [6] 张均华, 刘建立, 张佳宝. 作物模型研究进展[J]. *土壤*, 2012, 44(1): 1-9. ZHANG Junhua, LIU Jianli, ZHANG Jiabao. Advances on crop models[J]. *Soils*, 2012, 44(1): 1-9. (in Chinese)
- [7] 潘学标. 荷兰作物模型的发展与应用[J]. *世界农业*, 1998(9): 17-19.
- [8] 王文佳, 冯浩. 国外主要作物模型研究进展与存在问题[J]. *节水灌溉*, 2012(8): 63-68, 73. WANG Wenjia, FENG Hao. The progress and problems in the development of foreign crop models[J]. *Water Saving Irrigation*, 2012(8): 63-68, 73. (in Chinese)
- [9] JONES J W, HOOGENBOOM G, PORTER C H, et al. The DSSAT cropping system model[J]. *European Journal of Agronomy*, 2003, 18(3): 235-265.
- [10] FOEREID B, JENSEN H. Carbon sequestration potential of organic agriculture in northern Europe—a modelling approach[J]. *Nutrient Cycling in Agroecosystems*, 2004, 68(1): 13-24.
- [11] STEDUTO P, HSIAO T, RAES D, et al. AquaCrop—the FAO crop model to simulate yield response to water: I. concepts and underlying principles[J]. *Agronomy Journal*, 2009, 101(3): 426-437.
- [12] 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. CHENG Zhiqiang, MENG Jihua. Agricultural water management search advances and perspectives on crop yield estimation models[J]. *Chinese Journal of Eco-Agriculture*, 2015, 23(4): 402-415. (in Chinese)
- [13] AHMADI S H, MOSALLAEPOUR E, KAMGAR-HAGHIGHI A A, et al. Modeling maize yield and soil water content with AquaCrop under full and deficit irrigation managements[J]. *Water Resources Management*, 2015, 29(8): 2837-2853.
- [14] LI Z T, YANG J Y, SMITH W N, et al. Simulation of long-term spring wheat yields, soil organic C, N and water dynamics using DSSAT-CSM in a semi-arid region of the Canadian prairies[J]. *Nutrient Cycling in Agroecosystems*, 2015, 101(3): 401-419.
- [15] 王学春, 李军, 郝明德. 基于 EPIC 模型的黄土高原旱地草粮轮作土壤湿度模拟[J]. *草业科学*, 2010, 27(12): 11-20. WANG Xuechun, LI Jun, HAO Mingde. Soil moisture simulation of cereal alfalfa rotation system in the arid-land Loess Plateau based on EPIC model[J]. *Pratacultural Science*, 2010, 27(12): 11-20. (in Chinese)
- [16] RAZA A, FRIEDEL J K, MOGHADDAM A, et al. Modeling growth of different lucerne cultivars and their effect on soil water dynamics[J]. *Agricultural Water Management*, 2013, 119: 100-110.
- [17] FOSTER T, BROZOVIC N, BUTLER A P, et al. AquaCrop-OS: an open source version of FAO's crop water productivity

- model[J]. *Agricultural Water Management*, 2017, 181: 18–22.
- [18] 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 CSAE*, 2014, 30(9): 66–75. (in Chinese)
- [19] ZHOU J, LI W, XIAO W, et al. Calibration and validation of APSIM for maize grown in different seasons in southwest tropic of China[J]. *Chilean Journal of Agricultural Research*, 2022, 82(4): 586–594.
- [20] CHAMBERLAIN J F, MILLER S A, FREDERICK J R. Using DAYCENT to quantify on-farm GHG emissions and N dynamics of land use conversion to N-managed switchgrass in the Southern U. S. [J]. *Agriculture Ecosystems Environmental Modelling*, 2011, 141(3): 332–341.
- [21] WANG X, WANG S, CHEN J, et al. Simulating potential yields of Chinese super hybrid rice in Bangladesh, India and Myanmar with EPIC model[J]. *Journal of Geographical Sciences*, 2018, 28(7): 1020–1036.
- [22] STOCKLE C O, DONATELL M, NELSON R. Cropsyst, a cropping systems simulation model[J]. *European Journal of Agronomy*, 2003, 18: 289–307.
- [23] MANEYSKI K, BORGESEN C D, LI X, et al. Integrated modelling of crop production and nitrate leaching with the Daisy model[J]. *Methods*, 2016, 3: 350–363.
- [24] WAUCHOPE R D, ROJAS K W, AHUJA L R, et al. Documenting the pesticide processes module of the ARS RZWQM agroecosystem model[J]. *Pest Management Science*, 2010, 60(3): 222–239.
- [25] 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]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2012, 164: 39–52.
- [26] 赵子皓. 高温胁迫下 ORYZA2000 模型对水稻生殖生长的模拟与改进[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2022.
- ZHAO Zihao. Simulation and improvement of ORYZA2000 model on rice reproductive growth under high temperature stress [D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science & Technology, 2022. (in Chinese)
- [27] PORTER C H, JONES J W, ADIKU S, et al. Modeling organic carbon and carbon-mediated soil processes in DSSAT v4.5 [J]. *Operational Research*, 2010, 10: 247–278.
- [28] ORTEGA ALVAREZ J F, DE JUAN VALERO J A, TARJUELO MARTÍN-BENITO J M, et al. MOPECO: an economic optimization model for irrigation water management[J]. *Irrigation Science*, 2004, 23: 61–75.
- [29] BERNTSEN J, PETERSEN B M, JACOBSEN B H, et al. Evaluating nitrogen taxation scenarios using the dynamic whole farm simulation model FASSET[J]. *Agricultural Systems*, 2003, 76(3): 817–839.
- [30] BRISSON N, GARY C, JUSTES E, et al. An overview of the crop model STICS[J]. *European Journal of Agronomy*, 2003, 18(3–4): 309–332.
- [31] LOBELL D B, HAMMER G L, MCLEAN G. The critical role of extreme heat for maize production in the United States[J]. *Nature Climate Change*, 2013, 3(5): 497–501.
- [32] CHIMONYO V G P, MODI A T, MABHAUDHI T. Simulating yield and water use of a sorghum-cowpea intercrop using APSIM [J]. *Agricultural Water Management*, 2016, 177: 317–328.
- [33] VOGELER I, CICHOTA R, LANGER S, et al. Simulating water and nitrogen runoff with APSIM [J]. *Soil and Tillage Research*, 2023, 227: 105593.
- [34] TIRFESSA A, GETACHEW F, MCLEAN G, et al. Modeling adaptation of sorghum in Ethiopia with APSIM—opportunities with $G \times E \times M$ [J]. *Agronomy for Sustainable Development*, 2023, 43(1): 15.
- [35] 张涛, 孙伟, 张锋伟, 等. 旱地全膜双垄沟玉米生产的 AquaCrop 模型模拟及管理措施优化[J]. *应用生态学报*, 2017, 28(3): 918–926.
- ZHANG Tao, SUN Wei, ZHANG Fengwei, et al. Simulation of AquaCrop model and management practice optimization for dryland maize production under whole plastic-film mulching on double ridges[J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2017, 28(3): 918–926. (in Chinese)
- [36] DEB P, SHRESTHA S, BABEL M. Forecasting climate change impacts and evaluation of adaptation options for maize cropping in the hilly terrain of Himalayas: Sikkim, India[J]. *Theoretical and Applied Climatology*, 2014, 121(3–4): 649–667.
- [37] JALOTA S K, SINGH S, CHAHAL G B S, et al. Soil texture, climate and management effects on plant growth, grain yield and water use by rainfed maize-wheat cropping system: field and simulation study[J]. *Agricultural Water Management*, 2010, 97(1): 83–90.
- [38] LEHMANN N. Adapting crop management practices to climate change: modeling optimal solutions at the field scale[J]. *Agricultural Systems*, 2013, 117(117): 55–65.
- [39] BOCCHIOLA D, NANA E, SONCINI A. Impact of climate change scenarios on crop yield and water footprint of maize in the Po valley of Italy[J]. *Agricultural Water Management*, 2013, 116(2): 50–61.
- [40] SALAZAR O, NAJERA F, TAPIA W, et al. Evaluation of the DAISY model for predicting nitrogen leaching in coarse-textured soils cropped with maize in the Mediterranean zone of Chile[J]. *Agricultural Water Management*, 2017, 182: 77–86.
- [41] SALAZAR O, HANSEN S, ABRAHAMSEN P, et al. Changes in soil water balance following afforestation of former arable soils in Denmark as evaluated using the DAISY model[J]. *Journal of Hydrology*, 2013, 484(12): 128–139.
- [42] BRUUN S, CHRISTENSEN B T, HANSEN E M, et al. Calibration and validation of the soil organic matter dynamics of the Daisy model with data from the Askov long-term experiments[J]. *Soil Biology Biochemistry*, 2003, 35(1): 67–76.
- [43] 刘文茹, 陈国庆, 刘恩科, 等. 基于 DSSAT 模型的长江中下游冬小麦潜在产量模拟研究[J]. *生态学报*, 2018, 38(9): 3219–3229.

- LIU Wenru, CHEN Guoqing, LIU Enke, et al. The variations in winter wheat potential yields in the middle and lower reaches of the Yangtze River under the RCP scenarios[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2018, 38(9): 3219–3229. (in Chinese)
- [44] SHEN H, XU F, ZHAO R, et al. Optimization of sowing date, irrigation, and nitrogen management of summer maize using the DSSAT–CERES–Maize model in the Guanzhong Plain, China[J]. *Transactions of the ASABE*, 2020, 63(4): 789–797.
- [45] DETTORI M, CESARACCIO C, DUCE P. Simulation of climate change impacts on production and phenology of durum wheat in Mediterranean environments using CERES–Wheat model[J]. *Field Crops Research*, 2017, 206: 43–53.
- [46] SCHEER C, DEL GROSSO S J, PARTON W J, et al. Modeling nitrous oxide emissions from irrigated agriculture: testing DayCent with high-frequency measurements[J]. *Ecological Applications—A Publication of the Ecological Society of America*, 2014, 24(3): 528–538.
- [47] STEHFEST E, HEISTERMANN M, PRIESS J A, et al. Simulation of global crop production with the ecosystem model DayCent[J]. *Ecological Modelling*, 2017, 209(2): 203–219.
- [48] NIU X, EASTERLING W, HAYS C J, et al. Reliability and input-data induced uncertainty of the EPIC model to estimate climate change impact on sorghum yields in the U. S. Great Plains[J]. *Agriculture Ecosystems & Environment*, 2009, 129(1): 268–276.
- [49] CHUNG S W, GASSMAN P W, HUGGINS D R, et al. EPIC tile flow and nitrate loss predictions for three Minnesota cropping systems[J]. *Journal of Environmental Quality*, 2001, 30(3): 822–830.
- [50] GAISER T, STAHR K, BILLEN N, et al. Modeling carbon sequestration under zero tillage at the regional scale. I. The effect of soil erosion[J]. *Ecological Modelling*, 2008, 218(1): 110–120.
- [51] ZHAO X, HU K, STAHR K. Simulation of SOC content and storage under different irrigation, fertilization and tillage conditions using EPIC model in the North China Plain[J]. *Soil Tillage Research*, 2013, 130(4): 128–135.
- [52] CAUASRANO H J, MURATOVA N, PACHIKIN K, et al. Improved modeling of soil organic carbon in a semiarid region of Central East Kazakhstan using EPIC[J]. *Agronomy for Sustainable Development*, 2011, 31(2): 275–286.
- [53] YIN X, KERSEBAUM K C, BEAUDOIN N, 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 Research*, 2020, 255: 107863.
- [54] OLESEN J E, BORGESEN C D, ELSGARRD L, et al. Changes in time of sowing, flowering and maturity of cereals in Europe under climate change[J]. *Food Additives & Contaminants: Part A*, 2012, 29(10): 1527–1542.
- [55] LOPEZ-URREA R, DOMINGUEZ A, PARDO J J, et al. Parameterization and comparison of the AquaCrop and MOPECO models for a high-yielding barley cultivar under different irrigation levels[J]. *Agricultural Water Management*, 2020, 230: 105931.
- [56] TIMSINA J, JAT M L, MAJUMDAR K. Rice-maize systems of South Asia: current status, future prospects and research priorities for nutrient management[J]. *Plant and Soil*, 2010, 335(1–2): 65–82.
- [57] ZHANG S, TAO F L. Modeling the response of rice phenology to climate change and variability in different climatic zones: comparisons of five models[J]. *European Journal of Agronomy*, 2013, 45: 165–176.
- [58] VAN OORT P A J, BALDE A, DIAGNE M, et al. Intensification of an irrigated rice system in Senegal: crop rotations, climate risks, sowing dates and varietal adaptation options[J]. *European Journal of Agronomy*, 2016, 80: 168–181.
- [59] MA L, MALONE R W, HEILMAN P, et al. RZWQM simulation of long-term crop production, water and nitrogen balances in Northeast Iowa[J]. *Geoderma*, 2007, 140(3): 247–259.
- [60] 周始威, 胡笑涛, 王文娥, 等. 基于 RZWQM 模型的石羊河流域春小麦灌溉制度优化[J]. *农业工程学报*, 2016, 32(6): 121–129.
- ZHOU Shiwei, HU Xiaotao, WANG Wen'e, et al. Optimization of irrigation schedule based on RZWQM model for spring wheat in Shiyang River Basin[J]. *Transactions of the CSAE*, 2016, 32(6): 121–129. (in Chinese)
- [61] 丁奠元, 赵英, 孙本华, 等. 根区水质模型在黄土高原旱区冬小麦氮肥管理中的适用性分析[J]. *农业工程学报*, 2015, 31(23): 111–121.
- DING Dianyuan, ZHAO Ying, SUN Benhua, et al. Suitability analysis of nitrogen fertilizer management on dryland of Loess Plateau based on root zone water quality model[J]. *Transactions of the CSAE*, 2015, 31(23): 111–121. (in Chinese)
- [62] JING Q, JEGO G, BELANGER G, et al. Simulation of water and nitrogen balances in a perennial forage system using the STICS model[J]. *Field Crops Research*, 2017, 201: 10–18.
- [63] PREVOT L, CHAUKI H, TROUFLEAU D, et al. Assimilating optical and radar data into the STICS crop model for wheat[J]. *Agronomie*, 2003, 23(4): 297–303.
- [64] SINGH A K, MADRAMOOTOO C A, GOYAL M K, et al. Corn yield simulation using the STICS model under varying nitrogen management and climate-change scenarios[J]. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 2014, 140(4): 04013023.
- [65] KUMAR P, SARANGI A, SINGH D K, et al. Simulation of salt dynamics in the root zone and yield of wheat crop under irrigated saline regimes using SWAP model[J]. *Agricultural Water Management*, 2015, 148: 72–83.
- [66] VERMA A, GUPTA S K, ISAAC R. Use of saline water for irrigation in monsoon climate and deep water table regions: simulation modeling with SWAP[J]. *Agricultural Water Management*, 2012, 115: 186–193.
- [67] BOOGAARD H, WOLF J, SUPIT I, et al. A regional implementation of WOFOST for calculating yield gaps of autumn-sown wheat across the European Union[J]. *Field Crops Research*, 2013, 143: 130–142.
- [68] DE WIT A, BOOGARRD H, FUMAGALLI D, et al. 25 years of the WOFOST cropping systems model[J]. *Agricultural Systems*, 2019, 168: 154–167.
- [69] JIN M, LIU X, WU L, et al. Distinguishing heavy-metal stress levels in rice using synthetic spectral index responses to physiological function variations[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*,

- 2017, 10(1): 75–86.
- [70] AGGARWAL P K, MALL R K. Climate change and rice yields in diverse agro-environments of India. II. Effect of uncertainties in scenarios and crop models on impact assessment[J]. Climatic Change, 2002, 52(3): 331–343.
- [71] VANLI Ö, USTUNDAG B B, AHMAD I, et al. Using crop modeling to evaluate the impacts of climate change on wheat in southeastern Turkey[J]. Environmental Science and Pollution Research, 2019, 10(26): 29397–29408.
- [72] HAITHEM B, MOHAMED A, HATEM C M H, et al. Assessing the long-term impact of conservation agriculture on wheat-based systems in Tunisia using APSIM simulations under a climate change context[J]. Science of the Total Environment, 2019, 11(692): 1223–1233.
- [73] BASSU S, BRISSON N, DURAND J L, et al. How do various maize crop models vary in their responses to climate change factors? [J]. Global Change Biology, 2014, 20(7): 2301–2320.
- [74] LIN Y, WU W, GE Q. CERES-maize model-based simulation of climate change impacts on maize yields and potential adaptive measures in Heilongjiang Province, China[J]. Journal of the Science of Food and Agriculture, 2015, 95(14): 2838–2849.
- [75] WANG J, DONG X, QIU R, et al. Optimization of sowing date and irrigation schedule of maize in different cropping systems by APSIM for realizing grain mechanical harvesting in the North China Plain[J]. Agricultural Water Management, 2023, 276: 108068.
- [76] MONZON J P, CALVINO P A, SADRAS V O, et al. Precision agriculture based on crop physiological principles improves whole-farm yield and profit; a case study[J]. European Journal of Agronomy, 2018, 99: 62–71.
- [77] GARCIA-VILA M, FERERES E. Combining the simulation crop model AquaCrop with an economic model for the optimization of irrigation management at farm level[J]. European Journal of Agronomy, 2012, 36(1): 21–31.
- [78] BATTISTI R, FERREIRA M D P, TAVARES É B, et al. Rules for grown soybean-maize cropping system in Midwestern Brazil: food production and economic profits[J]. Agricultural Systems, 2020, 182: 102850.
- [79] DEVOIL P, ROSSING W A, HAMMER G L. Exploring profit-sustainability trade-offs in cropping systems using evolutionary algorithms[J]. Environmental Modelling & Software, 2006, 21(9): 1368–1374.
- [80] CHEN M, LINKER R, WU C, et al. Multi-objective optimization of rice irrigation modes using ACOP-Rice model and historical meteorological data[J]. Agricultural Water Management, 2022, 272: 107823.
- [81] AKPONIKPE P I, GERARD B, MICHELS K, et al. Use of the APSIM model in long term simulation to support decision making regarding nitrogen management for pearl millet in the Sahel[J]. European Journal of Agronomy, 2010, 32(2): 144–154.
- [82] KADIYALA M D M, JONES J W, MYLAVARAPU R S, et al. Identifying irrigation and nitrogen best management practices for aerobic rice-maize cropping system for semi-arid tropics using CERES-rice and maize models [J]. Agricultural Water Management, 2015, 149: 23–32.
- [83] LOBELL D B, ASSENG S. Comparing estimates of climate change impacts from process-based and statistical crop models[J]. Environmental Research Letters, 2017, 12(1): 015001.
- [84] PAGANI V, GUARNERI T, FUMAGALLI D, et al. Improving cereal yield forecasts in Europe—the impact of weather extremes[J]. European Journal of Agronomy, 2017, 89: 97–106.
- [85] REZAEI E E, WEBBER H, GAISER T, et al. Heat stress in cereals: mechanisms and modelling[J]. European Journal of Agronomy, 2015, 64: 98–113.
- [86] WANG E, MARTRE P, ZHAO Z, et al. The uncertainty of crop yield projections is reduced by improved temperature response functions[J]. Nature Plants, 2017, 3(8): 1–13.
- [87] ROTTER R P, APPIAH M, FICHTLER E, et al. Linking modelling and experimentation to better capture crop impacts of agroclimatic extremes—a review[J]. Field Crops Research, 2018, 221: 142–156.
- [88] EITZINGER J, THALER S, SCHMID E, et al. Sensitivities of crop models to extreme weather conditions during flowering period demonstrated for maize and winter wheat in Austria[J]. The Journal of Agricultural Science, 2013, 151(6): 813–835.
- [89] BARLOW K M, CHRISTY B P, O’LEARY G J, et al. Simulating the impact of extreme heat and frost events on wheat crop production: a review[J]. Field Crops Research, 2015, 171: 109–119.
- [90] HOLZWORTH D, HUTH N I, FAINGES J, et al. APSIM next generation: overcoming challenges in modernising a farming systems model[J]. Environmental Modelling & Software, 2018, 103: 43–51.
- [91] YUAN S, PENG S, LI T. Evaluation and application of the ORYZA rice model under different crop managements with high-yielding rice cultivars in central China[J]. Field Crops Research, 2017, 212: 115–125.
- [92] ZENG W, WU J, HOFFMANN M P, et al. Testing the APSIM sunflower model on saline soils of Inner Mongolia, China[J]. Field Crops Research, 2016, 192: 42–54.
- [93] LIU J, DU J, LIU D L, et al. Spatial and temporal variations in the potential yields of highland barley in relation to climate change in Three Rivers Region of the Tibetan Plateau from 1961 to 2020[J]. Sustainability, 2022, 14(13): 7719.
- [94] LU X H, BAI H, LIU H Y. Validate the DSSAT model on winter wheat under conservation tillage treatments in the West Henan, China[J]. Applied Mechanics and Materials, 2014, 522–524: 699–708.
- [95] JIANG Y, ZHANG L, ZHANG B, et al. Modeling irrigation management for water conservation by DSSAT-maize model in arid northwestern China[J]. Agricultural Water Management, 2016, 177: 37–45.
- [96] RITCHIE J T, GERAKIS A, SULEIMAN A. Simple model to estimate field-measured soilwater limits[J]. Transactions of the ASAE, 1999, 42(6): 1609–1614.
- [97] TAKAHASHI T, NAKANO K, NIRA R, et al. Conversion of soil particle size distribution and texture classification from ISSS system to FAO/USDA system in Japanese paddy soils[J]. Soil Science and Plant Nutrition, 2020, 66(3): 407–414.

- 35(7): 150 – 159.
- LI Yunwu, XU Junjie, LIU Dexiong, et al. Field road scene recognition in hilly regions based on improved dilated convolutional networks[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(7): 150 – 159. (in Chinese)
- [26] BADRINARAYANAN V, KENDALL A, CIPOLLA R. SegNet: a deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(12): 2481 – 2495.
- [27] KIM W S, LEE D H, KIM Y J, et al. Path detection for autonomous traveling in orchards using patch-based CNN[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 175: 105620.
- [28] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation[C] // Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI 2015: 18th International Conference, Munich, Proceedings, Part III 18. Springer International Publishing, 2015: 234 – 241.
- [29] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[J]. arXiv preprint arXiv:1409.1556, 2014.
- [30] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 770 – 778.
- [31] HOWARD A, SANDLER M, CHU G, et al. Searching for MobileNetv3[C] // Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2019: 1314 – 1324.
- [32] HOU Q, ZHOU D, FENG J. Coordinate attention for efficient mobile network design[C] // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021: 13713 – 13722.
- [33] BOSILJ P, APTOULA E, DUCKETT T, et al. Transfer learning between crop types for semantic segmentation of crops versus weeds in precision agriculture[J]. Journal of Field Robotics, 2020, 37(1): 7 – 19.
- [34] WANG D, DENG L, NI J, et al. Recognition pest by image-based transfer learning[J]. Journal of the Science of Food and Agriculture, 2019, 99(10): 4524 – 4531.
- ~~~~~

(上接第 15 页)

- [98] JIN H, LI A, WANG J, et al. Improvement of spatially and temporally continuous crop leaf area index by integration of CERES – Maize model and MODIS data[J]. European Journal of Agronomy, 2016, 78: 1 – 12.
- [99] RUANE A C, HUDSON N I, ASSENG S, et al. Multi-wheatmodel ensemble responses to interannual climate variability[J]. Environmental Modelling & Software, 2016, 81: 86 – 101.
- [100] TOAN T L, LAUR H, MOUGIN E, et al. Multitemporal and dual-polarization observations of agricultural vegetation covers by X-band SAR images[J]. European Journal of Nutrition, 2017, 56(3): 1339 – 1346.
- [101] 解毅, 王鹏新, 刘峻明, 等. 基于四维变分和集合卡尔曼滤波同化方法的冬小麦单产估测[J]. 农业工程学报, 2015, 31(1): 187 – 195.
- XIE Yi, WANG Pengxin, LIU Junming, et al. Winter wheat yield estimation based on assimilation method combined with 4DVAR and EnKF[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(1): 187 – 195. (in Chinese)
- [102] LI H, CHEN Z, LIU G, et al. Improving winter wheat yield estimation from the CERES-wheat model to assimilate leaf area index with different assimilation methods and spatio-temporal scales[J]. Remote Sensing, 2017, 9(3): 190.
- [103] CHENG Z Q, MENG J H, QIAO Y Y, et al. Preliminary study of soil available nutrient simulation using a modified WOFOST model and time-series remote sensing observations[J]. Remote Sensing, 2018, 10(1): 21.
- [104] 蒙继华, 程志强, 王小明. WOFOST 模型与遥感数据同化的土壤速效养分反演[J]. 遥感学报, 2018, 22(4): 546 – 558.
- MENG Jihua, CHENG Zhiqiang, WANG Yiming. Simulating soil available nutrients by a new method based on WOFOST model and remote sensing assimilation[J]. Journal of Remote Sensing, 2018, 22(4): 546 – 558. (in Chinese)
- [105] 陶飞, 刘蔚然, 刘检华, 等. 数字孪生及其应用探索[J]. 计算机集成制造系统, 2018, 24(1): 1 – 18.
- TAO Fei, LIU Weiran, LIU Jianhua, et al. Digital twin and its potential application exploration[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2018, 24(1): 1 – 18. (in Chinese)
- [106] PENG B, GUAN K, CHEN M, et al. Improving maize growth processes in the community land model: implementation and evaluation[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2018, 250: 64 – 89.
- [107] BOAS T, BOGENA H, GRUNWALD T, et al. Improving the representation of cropland sites in the Community Land Model (CLM) version 5.0[J]. Geoscientific Model Development, 2021, 14(1): 573 – 601.
- [108] PYLIANIDIS C, OSINGA S, ATHANASIADIS I N. Introducing digital twins to agriculture[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 184: 105942.