

# 作物单产估算模型研究进展与展望<sup>\*</sup>

程志强 蒙继华<sup>\*\*</sup>

(中国科学院遥感与数字地球研究所数字地球重点实验室 北京 100094)

**摘要** 作物单产估算是一项重要内容，也是农业监测的难点之一，及时准确的产量模拟对国家农业决策、农田生产管理、粮食仓储安全等都有重要意义。利用模型对作物生长发育和产量形成过程进行动态模拟是当前产量估算的主流方式。本文通过对比当前主流模型构建的理论基础，将估产模型分为经验统计模型、作物生长模型、光能利用率模型和耦合模型 4 种类型，并对比分析 4 种模型的优缺点，得到了各个模型的优势和不足。同时分别分析了遥感技术在 4 种估产模型中的应用，对模型中遥感数据的使用方法、限制因素、解决办法等进行了总结，并分析了遥感技术在作物估产模型方面使用的优点、不足和应用前景。分析了模型发展过程中存在的问题和限制因素，最后对模型的研究热点和发展趋势进行了展望，总结了遥感数据的使用方法、不同模型的耦合、现有模型的优选 3 个作物估产模型研究需要重点关注的方向。

**关键词** 作物单产 估算模型 遥感技术 模型耦合 模型优选

中图分类号: S5-3; S126 文献标识码: A 文章编号: 1671-3990(2015)04-0402-14

## Research advances and perspectives on crop yield estimation models

CHENG Zhiqiang, MENG Jihua

(Key Laboratory for Digital Earth Science, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences,  
Beijing 100094, China)

**Abstract** Although crop yield estimation is a necessary requirement of modern agriculture, it is one of the most difficult things to monitor in agriculture. Timely and accurate simulation of crop yield is important for national agricultural decision-making, agricultural production management, grain storage safety, etc. Model simulations of crop growth and yield formation are currently the most commonly method of crop yield estimation. Crop growth and yield formation models were divided into four categories after comparison on theoretical basis, which were empirical linear models, crop growth models, light use efficiency (LUE) models and coupled models. As so many different crop growth models existed, further classification of the models was necessary. The empirical linear models was further divided into four sub-groups according to their estimation methods, while the crop growth models were further divided into four sub-groups on the basis of the main or special driving factors. Then the paper analyzed the merits and demerits of each group of models. Although empirical linear models were simple and needed less data, they had poor generalization in space and time. Crop growth models were more comprehensive and reasonable as they were capable of simulating almost all plant physiological processes and even human disturbances. The shortages of these models were also obvious. The models required more parameters, most of which were not easily accessible. The models also had high software, hardware and professional (knowledge) requirements to accomplish operations. LUE models were capable of comprehensive simulation of light use and easily fitted for remote sensing data to improve simulation precision. The most obvious demerit of LUE models was their inability to simulate human disturbances, a non-ignorable factor, as farm environment in modern agriculture was highly subjected to human activity. Although the coupled models combined the merits of both crop and LUE models, they also shared the demerits of these models and with the theoretical basis widely questioned. This study also discussed and drew conclusions on the use of remote sensing data into the models. After concluded on the limiting factors of development of the models, hot spots of research on the models were discussed. The study

\* 国家自然科学基金面上项目(41171331, 41010118)、中国科学院科技服务网络计划(KFJ-EW-STS-069)、国家高技术研究发展计划(863 计划)课题(2013AA12A302)和国家自然科学青年基金项目(41301497)资助

\*\* 通讯作者: 蒙继华, 主要从事农情遥感监测及作物参数遥感反演技术研究。E-mail: mengjh@radi.ac.cn

程志强, 主要从事作物生物量及单产遥感估算模型研究。E-mail: chengzq@radi.ac.cn

收稿日期: 2014-10-22 接受日期: 2015-01-06

finally summarized some possible development trends and prospects of the crop yield estimation models. It was concluded that the models had the potential to be more stable, efficient, accurate, practical and cost efficient as they were drivable on common software and hardware conditions and that even farmers could use them. The possible ways of resolving crop yield-estimation difficulties were optimizing crop models and innovatively using new remote sensing data such as radar data, hyperspectral data and high spatial resolution data.

**Keywords** Crop yield; Model estimation; Remote sensing; Model couple; Model optimization

(Received Oct. 22, 2014; accepted Jan. 6, 2015)

作物产量是农田耕种的最终目的,也是评估农田生产力和农民收益的直接指标,是国家和农民最为关心的事情之一。及时有效的作物单产估算和预报不仅可以为国家决策服务,还可以为农民的粮食储藏和粮食交易提供指导。但是作物产量的形成是一个复杂的过程,中间涉及非常多的生理生化过程,气象条件、土壤条件、田间管理、物候信息、农时信息等都是单产估算需要考虑的因素,单产估算从现代农业起步之日起就成了热点和难点,受到了科研人员的重视,人们从不同的角度试图对作物的产量进行模拟,也取得了一定的效果。20世纪60年代以来,伴随遥感技术的发展<sup>[1]</sup>,单产估算正式步入快速发展阶段<sup>[2-3]</sup>,遥感在参数获取上的巨大优势使人们基于遥感技术开发了一系列估产模型,之后的50多年,作物估产模型经历了由简单的参数统计到基于生理生态机理的估产系统<sup>[4-6]</sup>,模型在大范围全球性估产和田块级精准估产方面都取得了重大突破<sup>[2,7-8]</sup>,为相关部门的生产决策和指导农民进行田间管理都做出了贡献。本文对当前主流的作物估产模型进行汇总和分类,总结了各类模型的优缺点,分析了模型研究的热点问题,并展望模型的发展趋势。

## 1 作物单产估算模型总结与分析

经过几十年的发展,目前成熟的作物单产估算模型有上百种之多,这些模型经由不同国家的科学家由不同的应用目的和技术条件开发,模型的理论基础和特点各不相同,对这些模型进行分类汇总并非易事,分类的角度不同,划分的类型就不一样:徐新刚等<sup>[9]</sup>从遥感信息参与模型计算的方法上将作物估产模型分为产量-遥感光谱指数的简单统计相关模式、潜在-胁迫产量模式、产量构成三要素模式以及作物干物质量-产量模式等;李卫国等<sup>[10]</sup>按照估产的原理将模型分为经验模型、半经验机理模型、机理模型3种类型。本文在总结各个模型的特点和不同模型分类方法的优缺点基础上,试图从模型建立的理论依据角度出发,将模型分为4种类型:经

验统计模型、光能利用率模型、作物生长模拟模型和耦合模型。

### 1.1 经验统计模型

经验统计模型几乎会出现在任何一类模型的发展过程中,并因原理简单、数据容易获取、地区性精度高等特点在模型的起步阶段得到广泛应用,随着模型机理研究的不断深入,经验统计模型空间、时间维度普适性差的特点就慢慢成为瓶颈,最终大部分经验统计模型都会被更完善、普适性更强、稳定性更高的机理模型取代。在作物估产领域,经验统计模型几乎伴随模型发展的始终,为作物单产估算做出了很大贡献。总体来说,这一类模型可以分为4种估产模式:基于农田抽样统计数据的估产模式、基于气象数据的估产模式、基于投入产出理论的估产模式和基于遥感波段数据的估产模式。

#### 1.1.1 基于农田抽样统计的估产模式

这种模式首先对农场、农户做问卷统计并对农田收割前的产量进行布点取样,利用统计到的农田耕作和产量信息建立经验统计模型,对采样区域的作物产量数据进行模拟。这种模式可以得到很高的估产精度,但是需要大量的人力、物力和财力,问卷调查的真实性、抽样布点的代表性都会影响产量预测的精度<sup>[11]</sup>,这就要求建立比较完善的问卷和采样系统,这样的系统在农业统计开展比较早、发展比较完善并且主要以大农场为耕作单元的美国、加拿大等国比较容易实现和维护,现阶段依然在其估产系统中普遍使用<sup>[12]</sup>。在我国,农田抽样统计模型在估产模型发展初期得到了一定的应用:陈志科<sup>[13]</sup>对我国的农田抽样调查方法进行了总结,并指出中国在农业抽样统计方面所具有的制度优势;王人潮等<sup>[14]</sup>利用以田间调查为基础的抽样统计方法建立了统计估产模型,对中国的水稻进行了估产试验。但是在我国,农业耕作主要以家庭为单位,使用这种方式进行估产时,问卷调查和农田采样两项工作会受到比较大的限制,需要比美国、加拿大等国付出更多的人力和财力,因此这种模式逐步被更方便、更有效的机理估产模式所取代。

### 1.1.2 基于气象数据的估产模式

气象估产模型是建立气象数据与作物产量之间的统计关系，并在考虑其他因素的基础上建立统计模型，最终利用统计模型实现作物单产估算的一类模型的总称。模型有按照单一气象要素进行回归统计、按照多种气象要素进行多元回归统计、按照区域进行逐步回归、按照年景分年份建模等几种方式<sup>[15-18]</sup>。其中利用多种气象要素进行多元回归统计是比较常用的方法，该方法将作物产量分为趋势产量、气象产量和随机产量 3 个部分，先利用历史产量数据建立方程来计算趋势产量，再利用气象站点统计的与作物产量形成关系密切的降水量、气温、日照等气象数据按照物候期进行统计分析，得到气象产量，最后按照作物受灾情况通过随机产量做修正得到最终产量<sup>[17]</sup>。由于气象预报开展的时间比较早，技术比较成熟，并且模型本身具有一定的生理学基础，使模型在时间维度上表现出较好的适应性，又因为数据采集的难度比农田抽样统计低得多，因此在国内外都得到了比较广泛的应用。Rudorff 等<sup>[19]</sup>使用气象数据和光谱数据利用由农业气象模型发展来的气象光谱模型对巴西甘蔗产量进行了估算，取得了一定的效果；吴炳方<sup>[20]</sup>在总结农情监测与估产的方法时提出了对农业气象估产模型进行评价、筛选、检验和重新定标，形成农业气象估产模型集的思想，在其团队开发运行的全球农情速报中也广泛使用了气象模型进行产量估算<sup>[21]</sup>；范锦龙等<sup>[22]</sup>利用农业气象模型建立了作物单产预测系统，系统与数据库和 GIS 等技术集成在一起，表现出良好的性能。

### 1.1.3 基于投入产出理论的估产模式

投入产出理论最早是由美国经济学家里昂惕夫创立的，经过 80 多年的发展逐渐成为指导经济、林业、渔业、农业生产的有力工具<sup>[23]</sup>，投入产出理论在作物估产领域也有一定的应用。陈锡康<sup>[24]</sup>在对比分析气象估产模型、遥感估产模型、统计动力学模型 3 种估产方法时指出：以上 3 种预测产量的方法都存在预测周期短的缺点，不能满足国家安排经济计划和粮食贸易时对多年的粮食产量进行预测的需求，基于这个难题，陈锡康提出了利用投入产出理论进行作物估产的思路，使用社会、经济、技术条件作为投入因子，产量预测作为产出因子，建立投入占用产出表，创立了社会经济技术预测法。该方法基于导致我国粮食产量由 1952 年到 1991 年增加 1.66 倍的主要原因是社会、经济、技术的发展，而不是自然因素变化的思想，估产时首先利用数理统

计法计算单位面积趋势产量，再对社会因子和环境因子造成的产量波动进行计算，得到单位面积趋势产量与预测产量之间的差值，进而得到对近几年作物产量的预报值。该理论最大优势是对产量模拟的时间维度长，其中的多元线性回归方程可以对 3 年内的产量进行预测，多元非线性回归方程可以预测 3 年以上的作物产量。模型在估算 1980—1991 年产量时表现出很高的精度，在当时达到了国际先进水平。

### 1.1.4 基于遥感波段的估产模式

这种模式是利用遥感光谱指数进行简单相关统计分析来估算作物产量<sup>[9]</sup>，通常有基于遥感波段本身和基于遥感波段变换两种实现方式，具体方法将在遥感技术在作物估产模型中的应用一节中做详细论述。这两种方式都可以充分体现遥感数据在时间、空间分辨率上的优势，在估产的精度和时效性上都有比较大的提升。

虽然经验统计模型由于本身的局限性在单产估算中已经在很大程度上被机理模型取代，但是这并不表示其在研究作物产量时没有用处，其方法简单、运行速度快的特点使其在寻找进行单产估算的最佳波段、寻找最佳的波段组合、去除不相关的环境变量等方面依然有很大应用前景。

## 1.2 作物生长模拟模型

作物生长模拟模型也叫作物模型，顾名思义就是模拟作物生长过程，最终得到作物的生物量累积量、作物单产以及农田生态系统的水、碳、氮及能量的循环流动量。作物生长模拟模型在 20 世纪 60 年代开始起步，当时荷兰、美国、澳大利亚等国的科学家开始着手开发能够解释植物生理过程、解释植物与环境相互作用的新模型<sup>[25]</sup>，这种模型经过 50 多年的发展，现已经成为具有世界影响力的计算作物生产力和农田生态因子的有力工具，在作物估产、作物育种、田间管理等方面有比较广泛的应用<sup>[26]</sup>。到目前为止各国发展的作物模型有上百个，在多个国家和地区得到验证的也有几十个，由于作物模型是由不同国家的不同团队独立设计完成的，他们在设计模型时往往会有自己的思路，总结起来这些思路主要包括以下几种：针对各自国家的作物生长条件有侧重地进行设计、针对不同作物生长发育的特点而分别开发设计、针对作物生长过程中需要的环境要素分模块设计、针对经济需求和人为因素分开设计、基于网络等现代技术进行设计等。正是因为模型在研制时目的不同、模拟的地区环境不同、针

对的作物不同导致了模型的侧重点不同,现在还没有一个统一的标准能够将这些模型归纳到一个分类体系中,所以对这些模型进行归类就比较困难。目前比较常见的分类方法是按照模型开发的时间按阶段和流派进行分类<sup>[25,27-29]</sup>,但是随着模型的不断发展更新,不少模型已经发展到了第6、7代甚至更多<sup>[30-33]</sup>,这些新版本已经明显超出了原来的范畴;另外同一流派发展到现在也有了很多不同版本、不同类型作物模型,笼统地归为一类并不是最合理的方法。为了能够更条理准确地对这些模型进行分类,本文尝试从模型驱动因子角度对作物模型进行分类,由于模型的驱动因子往往不是惟一的,在严格意义上说任何模型的输入变量都应该看作模型的驱动因子。就主要驱动因子而言,模型的主要驱动因子不外乎大气和土壤两种,但是模型分类的主要目的之一是为了方便研究人员根据自己的研究需求选择合适的模型,这就要求模型分类的时候要突出模型特点。基于此目的本文在选取模型驱动因子时主要采取两个原则:在模型的核心驱动因子单一且该因子驱动作用明显高于其他因子的情况下,将该因子作为作物模型的驱动因子进行分类;当模型的核心驱动因子不惟一或者模型有明显区别于其他模型的驱动因子时,选择模型特有或者特色驱动因子进行分类。按照以上两个原则,将现有的模型分为:土壤因子驱动、大气因子驱动、光能因子驱动、人为因子驱动这几个类型。

### 1.2.1 土壤因子驱动模型

以土壤因子为驱动实现作物产量模拟是作物模型的主要实现方式,在这一系列模型中,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,往往还会包括土壤水、碳、氮等与土壤有关的要素含量和运移转化。土壤中包括的组分很多,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:土壤水分驱动模型和土壤水、盐驱动模型等。

AquaCrop作物模型<sup>[34-37]</sup>是比较典型的土壤水分驱动模型。AquaCrop由国际粮农组织(FAO)开发,近几年逐渐受到重视并得到较快发展。基本模块主要有土壤水分平衡模块、作物生长模拟模块(包括作物发育、生长和产量形成)和大气模块(比如温度、降水、蒸发需求、CO<sub>2</sub>浓度等)。在这些模块中模型着

重强调的是水分在产量计算中的作用,突出了水分胁迫对生物量和收获指数的不同影响,改进了作物产量和水分响应的转换方程,最终得到作物的产量。模型另外还提供了作物管理模块,可以实现部分管理措施(比如灌溉和施肥)的模拟。模型的一大特点就是输入的参数比较少,系统运行的代价少,对软硬件要求低。SWAP(soil water atmosphere plant model)模型是另外一类典型的土壤水分驱动模型<sup>[38-40]</sup>,是荷兰瓦赫宁根大学开发的专业软件,模型利用Penman-Monteith公式计算水分蒸散,进而模拟计算田块尺度的非饱和带水分流动及盐分运移、热量传递和作物生长对于产量的影响,主要有水分、溶质迁移、热量传输、土壤蒸发、植物蒸腾、作物生长等子模块,对作物的灌溉有较好的指导作用,并可以模拟作物灌溉情况对作物产量的影响。模型的主要特点是对水分蒸散以及由水分蒸散带动的溶质迁移的模拟比较全面,可以比较全面地刻画水分对作物生长的影响。Ma等<sup>[41]</sup>利用SWAP模型在非灌溉条件下对北京地区的农田水分循环进行模拟,取得了不错的效果,并指出在干旱半干旱地区模型具有比较强的应用价值。

土壤水、盐驱动模型的驱动因子是水分和无机盐(碳、氮、磷等),主要代表有APSIM模型、CROPSYST模型、HERMES模型和DAISY模型。APSIM(agricultural production system simulator)模型<sup>[42-50]</sup>是由澳大利亚联邦科工组织和昆士兰州政府的农业生产系统组(APARU)共同开发研制的模块化作物模型,模型的特点是突出气候和土壤要素对作物生长的影响,模型已经在温带大陆性气候、温带海洋性气候、亚热带干旱气候和地中海气候带下的黏土胀缩土、变性土、粉粒砂壤、粉粒壤土和粉粒黏壤土等土壤上进行了验证和应用,主要的驱动因子是与土壤有关的水碳氮等因子。CROPSYST(cropping systems simulation model)模型<sup>[31,51]</sup>可以模拟土壤水分和氮的收支平衡、作物生长发育、作物产量、农田残留产量及分解(作物茬)、土壤水侵蚀、土壤盐度等。模型在很多地区都得到了充分验证,广泛应用于管理决策、土壤和环境条件的风险分析和经济分析等。

土壤水氮驱动模型的主要特点有:以小时为步长对作物进行模拟、可以通过一套参数模拟一年生和多年生两种不同类型的作物,对作物生长的模拟可以从小半年到几百年,模型与ArcGIS平台结合,平台稳定性高等。HERMES模型<sup>[52]</sup>按照环境要素分模块设计,主要针对的是水分和氮元素的模拟,并由此

得到作物的产量等数据。DAISY 模型<sup>[31]</sup>侧重于模拟计算与农业生态系统相关的水、碳和氮循环，主要的 3 个模块分别模拟土壤水循环、土壤碳及有机质循环、土壤氮循环。以上 3 个模型均是以水、碳、氮等土壤因子为主要驱动力的模型。

### 1.2.2 大气因子驱动模型

这部分模型着重强调大气对作物生长的影响，大气中的 CO<sub>2</sub>、O<sub>2</sub>、水分等是模型中限制作物产量的主要因子，模型着眼于利用 CO<sub>2</sub>、水分、温度等对产量的胁迫作用来计算作物的产量。这部分模型的代表是 SUROS、WOFOST 模型。SUROS 模型<sup>[53]</sup>是大气因子驱动模型的代表，由荷兰瓦赫宁农业大学和世界粮食研究中心共同开发研制，经过 30 多年的发展已经由最初的 SUROS1 发展为 SUROS2 版本，模型首先计算趋势产量，再由作物蒸散的计算得到水分限制产量，计算产量时基础过程是对 CO<sub>2</sub> 同化的计算模拟，产量数据主要由驱动 CO<sub>2</sub> 的光合作用得到，CO<sub>2</sub> 是核心驱动因子；WOFOST(world food studies)模型<sup>[32-33,53-58]</sup>是在 SUROS 模型的基础上发展而来的，模型在设计时借鉴了 SUROS 计算潜在产量和水分蒸散的方法，模型从 1988 年被初步应用的 4.1 版本到现在 7.1 版本，已经被应用到世界上很多的国家和地区。模型模拟的主要生理生化过程包括同化作用、呼吸作用、蒸腾作用、干物质的分配等，有作物、大气、土壤 3 个模块，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，潜在产量是以 CO<sub>2</sub> 的日总同化量结合物候期来计算，再结合蒸腾作用和呼吸作用得到净同化量，由干物质分配原理就可以计算出作物产量，综合来看对 CO<sub>2</sub> 同化的模拟是计算产量的基础，CO<sub>2</sub> 是核心驱动因子。WOFOST 模型的特点是与其他模型结合的能力很强，将 WOFOST 模型与辐射传输模型、作物冠层模型等物理机理很强的模型进行耦合成为近期模型研究的热点。

### 1.2.3 光能因子驱动模型

这类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，再经过土壤、大气等因子胁迫并对呼吸作用、干物质分配等进行模拟得到实际的作物产量。这里所说的光能因子驱动模型与光能利用率模型有很大区别，光能因子是模型中的 1 个输入变量，只是模型强调光能辐射在模型中的重要作用。CERES(crop estimation through resource and environmental synthesis)模型<sup>[59-65]</sup>是这类模型的代表之一，它是美国著名的系列作物模型，

是 DSSAT<sup>[66]</sup>的重要组成部分，设计时针对不同的禾谷类作物生长发育特点分别开发设计，模拟的主要过程包括光合作用、呼吸作用、干物质积累以及再分配等，其中光合作用占据主导地位，是其他过程实现的前提，光能因子是模型的主要驱动因子。模型特点是按照作物种类的不同分了 16 个计算模块，而且每个模块都有简单清晰的接口，通过在主程序中做简单的更改就可以将各个模块联通和分离，并且对编程语言和运行环境要求比较宽松，便于针对不同应用目的进行模块集成。目前比较成熟的模型有：CERES-Maize、CERES-Millet、CERES-Rice、CERES-Sorghum、CERES-Wheat、CERES-Barley 等。与 CERES 模型比较类似的是 APES(agricultural production and externalities simulator)模型，APES 也是多作物、模块化的作物模型，对光合作用等过程也进行了比较相近的模拟，光能也是它的一个主要驱动因子，其另外一个特点是在网络上进行模型框架的共享，研究人员可以在网上对其基本框架进行查看，也可以根据自己的需要对其中的模块进行补充。

### 1.2.4 人为因子驱动模型

生长模型的主要驱动因子基本都是一些关乎作物生长的环境要素，人为因素一般不会作为模型的一个主要驱动因子进行作物生长模拟，这里的人为因子驱动模型主要是指模型中特别注重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。代表模型有 FASSET 模型和 STICS 模型。FASSET 模型<sup>[67-68]</sup>是非常典型的突出人的意志的作物模型，主要有计划和模拟两个模块，模型在设计时首先假设农场由家畜和农田两个部分组成，两个部分通过一个容器相互影响，容器中包括粪便和饲料等。模型在运行时首先由计划模块生成一个生产计划，得到计划产量，然后再根据实际的耕作和气候情况计算模拟产量。特点是计划模块的存在，能够模拟农场的畜牧生产及家畜对作物生长和产量造成的影响，人为的计划和家畜养殖对农场的作物生长和生产起非常重要的作用。法国的 STICS 模型<sup>[30]</sup>同样强调田间管理模块，模型中将作物管理作为一项重要的内容集成到系统中，这一部分包括了播种时间、深度、密度、行列间距、施肥、耕作、收获等人为因素，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。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，人为干扰程度很强，并逐渐成为

作物产量估算不能忽略的因素,因此这一类模型将会成为模型发展的热点。

虽然模型的侧重点、驱动因子、主要应用方向都不尽相同,但是大部分作物模型都具有类似的优势和不足,与光能利用率模型和经验统计模型相比,作物模型最大的优势是其生态生理学基础,模型会模拟与作物生长息息相关的土壤水分和养分流动、干物质分配等过程,这些作物生理过程是其他模型不能模拟的;另外,在近期模型研发和升级中一般都会把管理模块作为一个重要的部分集成到模型中,管理模块充分考虑到了人为活动对作物生长的影响,随着现代农业技术的发展,农民可以在灌溉、施肥、喷药、农田土壤改造等作物生长的各个方面施加影响,可以在很大程度上影响作物的生长规律,所以在对作物生物量和单产估算时,人为因素都是必须要考虑的,对人为因素的模拟是作物模型的优势之一;最后,作物模型在功能实现及结果输出上的能力是其他模型不能比拟的,生物量及单产估算只是作物模型的一个主要部分,很多模型还能模拟土壤水分循环、土壤有机质及养分循环、作物产出的经济效益等,这些结果对农田灌溉、施肥、作物收获、粮食储存等都有很强的指导作用。模型的缺点是参数标定和运行成本,作物模型由于考虑了非常全面的环境和作物自身因素,对大部分的作物生长过程都进行了比较详细的模拟,所以模型运行需要的参数非常多,有些参数的获取代价很大;同时模型对运行环境要求很高,对软件操作人员的素质也提出了比较高的要求。中小型农场和以村镇为单位的家庭农场很难满足这些要求,作物模型与用户之间在模型应用上就出现了一定的脱节,这也成为限制作物模型发展的一个重要的瓶颈。另外限制作物模型发展的另一个因素是遥感数据的使用,遥感数据对于作物单产估算具有非常重要的意义,具体将于遥感技术在作物估产模型中的应用一节中展开论述,这里不再重复。遥感数据可以比较容易参与到经验统计模型、LUE模型中,但是在作物模型方面遇到了一定的困难,基于这个问题研究人员对数据同化技术展开了研究,取得了一定的成果,但是依然存在不少问题,需要进一步地研究。总的来说,作物模型要想更好地为指导生产服务还必须解决遥感数据使用和模型运行代价问题,必须从模型运行模块和模型运算机理上进行相应的调整和优化。

### 1.3 光能利用率模型

作物产量形成的主要物质来源是作物光合作用

产生的糖类,而产生糖类所需的能量主要是来自太阳光能。太阳光经过大气达到植被冠层表面后,经过反射和透射,最终有一部分被叶片光合作用利用,通过对这个过程的研究,人们提出了植被生产力的概念,植被生产力从光能利用的角度对干物质的积累过程进行了描述。其中植被第一净生产力(NPP)与作物的生物量累积量直接相关,通过收获指数便可得到作物产量。NPP估算模型的发展经过了统计模型、参数模型、过程模型3个过程<sup>[69]</sup>,其中在参数模型中,植被生产力是用光合有效辐射和光能转化效率来表示的,到了过程模型阶段,温度养分等参数被添加进来<sup>[70]</sup>,这就是现在应用非常广泛的光能利用率模型(LUE model)。模型的光能利用率集中体现在NPP的计算过程中,通常来说,NPP可以用以下公式来计算<sup>[70-72]</sup>:

$$NPP = GPP - R_a = PAR \times FPAR \times \varepsilon - R_a \quad (1)$$

式中:GPP为总初级生产力,  $R_a$ 为呼吸消耗, PAR为光合有效辐射, FPAR为光合有效辐射吸收比率,  $\varepsilon$ 为光能利用率。其中的光能利用率(LUE)是估算NPP的基础,也是识别光能利用率模型的主要标志。从式(1)可以看出,LUE模型的1个理论基础是作物的生产力(NPP)与作物吸收的光合有效辐射APAR( $PAR \times FPAR$ )有直接关系;模型的第2个基础是LUE的值会随着温度、降水量的胁迫而减少<sup>[72-73]</sup>。

从上面的原理可以看出LUE模型的计算流程:由PAR结合遥感数据并考虑温度和水分胁迫计算APAR和LUE,两者做乘积运算可以得到GPP,再通过减去呼吸消耗得到NPP,最后按照需要得到作物的生物量和单产,这类模型的代表有:CASA、GLOPEM、Cfix、Cflux、EC-LUE、VPM、VPRM等<sup>[74-78]</sup>。Yuan等<sup>[75]</sup>利用涡流协方差(EC)技术开发了模型EC-LUE,并利用模型计算了生态群落的总生产力;在1994年开发并得到较快发展的Cfix模型主要利用温度、太阳辐射、FPAR等计算碳通量<sup>[77]</sup>;Xiao等<sup>[74]</sup>开发了VPM模型,模型首先将植物分为光合和非光合两种,然后利用增强型植被指数(EVI)、陆表水指数(LSWI)、空气温度和光合有效辐射(PAR)计算了GPP,并通过分析计算结果指出EVI比NDVI更适合计算GPP。LUE模型中应用最广的是CASA模型,模型最早是针对北美地区植被建立的NPP模型,之后被各国引用并在不同的植被类型中做了大量验证,结果表明模型在模拟生态系统的生产力方面效果不错,在计算作物生物量及产量方面也有一定的利用价值<sup>[9]</sup>。LUE模型主要是针对生产力进行设计开发的,主要针对的植被类型有森林、草原、农作物等,

虽然由 NPP 可以得到生物量及单产,但是 LUE 模型更多地应用到草地和森林生产力的估算<sup>[71-72,79]</sup>,真正用在农田进行作物单产估算的研究不多。薛玲<sup>[80]</sup>利用 LUE 模型和 VIP 蒸散模型基于遥感 NDVI 数据对华北平原 20 年以来的作物产量进行了估算,结果表明冬小麦和水浇地的单产都有升高的趋势;李宗南<sup>[81]</sup>在作物光能利用率模型和叶片叶绿素含量遥感估算方法研究的基础上,使用多光谱数据对河北省玉米生物量进行了估算,取得了不错的效果。

对于单产估算而言,光能利用率模型同样具有很明显的优势和不足。陈利军等<sup>[70]</sup>总结了光能利用率模型的主要特点:模型比较简单,适宜于向区域推广;遥感可以参与参数获取,不需要烦琐的野外试验测定,遥感数据的使用可以使模型以面代点;可以减少统计模型利用地面点观测值插值所引起的误差。与其他模型相比,LUE 模型的优势主要是原理清晰、过程直观简单、所需的输入因子和标定参数少且数据容易获得,这就决定了模型具备运行的成本少、对硬件和操作人员要求低的优点,有利于模型在技术比较薄弱、条件比较差的地区推广。同时,模型的缺点同样明显,该类模型主要是对植被的生产力(GPP、NPP 等)进行计算模拟,NPP 虽然和作物的最终产量直接相关,但并不是等价关系,模型一般会通过一个收获指数进行由作物生产力到单产的转化,但是作物由光合作用固碳到生物量再到最终的单产,要经过很多生理过程,经过多步转化并受到很多因素的限制,模型对这些过程进行简化处理必然会导致最终产量的精度受到影响;另外,在参数的确定上,模型受地域限制比较大,例如 LUE 的最大值在世界不同地区是不同的,对于其值的确定还存在比较大的争议;最后,该类模型在计算草地和森林时结果明显好于农田,其中很重要的一个原因是农作物受人为因素的干扰很强,而模型并没有考虑这方面的因素可能会引起的单产变化。

#### 1.4 耦合模型

模型耦合是把两种或两种以上不同类型的模型结合起来,克服原来模型的缺点,兼顾各自模型的优点,从而达到提高计算精度、增强模型稳定性、降低运行成本的目的。在作物估产领域,模型耦合主要有作物模型与辐射传输模型的耦合、估产模型与水文陆面模型的耦合、作物模型与光能利用率模型的耦合3种形式。

##### 1.4.1 作物模型与辐射传输模型的耦合

随着数据同化技术在作物估产模型研究中的快速发展,由此产生的耦合方法成为模型耦合关注的焦点。数据同化技术主要是以 LAI 等参数为结合点,

而辐射传输模型在计算这些参数时有很强的物理基础,精度和遥感数据的使用率上也都比其他模型更具优势,因此这类模型耦合主要针对作物模型和辐射传输模型展开。de Wit 等<sup>[82]</sup>和 Ma 等<sup>[83]</sup>分别将 LAI 数据同化到 WOFOST 中对模型进行了改进;Ma 等<sup>[84]</sup>利用国产的环境星 CCD 数据通过 ACRM 模型得到 LAI 反演结果,并基于数据同化原理使用卡尔曼滤波器将 LAI 成功同化到 WOFOST 中,得到了 WOFOST-ACRM 耦合模型来计算冬小麦的产量;姜志伟等<sup>[85]</sup>将粒子滤波同化方法应用到 CERES-Wheat 作物模型估产中,使模型的计算精度得到较大提高。

##### 1.4.2 估产模型与水文陆面模型的耦合

水是作物进行光合作用和物质运输等生理过程必需的物质,土壤、大气、植物之间的水分循环对作物产量有直接影响,而水文模型在模拟水分蒸散等过程时具有优势,将水文模型与估产模型进行耦合可以提高产量模拟的精度。李妍等<sup>[86-87]</sup>将 WOFOST 与包气带水文模型 HYDRUS-1D 进行耦合得到了 WOFOST-HYDRUS 模型,利用水文模型计算了农田的蒸散,克服了 WOFOST 模拟水分平衡时对土壤轮廓线均质的假设所带来的误差,并利用卡曼滤波算法对产量进行了预测,取得了比原模型更好的模拟效果。陆面结构会影响到作物种植、植物接收光能、植物根系对水分的吸收等过程,对产量也有一定的影响。Van den Hoof 等<sup>[88]</sup>将陆面模型 JULES 与作物模型 SUCROS 相结合得到了基于陆表结构、陆表水分和陆表能量平衡的耦合模型,对作物生产、地表特征、能量流动、水分循环的关系进行了模拟,结果显示耦合模型在能量平衡、通量参数标定、作物生长结构等方面的计算精度都有一定程度的提升。

##### 1.4.3 作物模型与光能利用率模型的耦合

作物模型和 LUE 模型耦合可以使新模型同时具备两个作物估产主流模型的优点,具有很强的实际意义。但是两个模型各自经过几十年的发展,模型体系比较完整,对各自侧重的应用领域的模拟也比较成熟,因此当前针对这两类模型的融合的研究并不太多。但两类模型比较明显的优势和不足决定了两者进行互补的可能性,这类耦合模型将会受到更多重视并快速发展。目前针对这种耦合方式的探索主要集中在利用某一模型的计算结果来参与到另外一个模型中来实现参数获取、系数修正、过程优化的目的,Morel 等<sup>[89]</sup>利用 fiPAR-NDVI 传递函数将 fiPAR 时间序列数据与 MOSICAS 甘蔗作物模型结

合,得到了作物模型和LUE模型初步耦合的模型,并利用模型对甘蔗产量进行了模拟,精度比之前的模型有了比较明显的提高。

虽然基于同化技术的耦合模型在遥感监测中取得了很多成果,但是质疑的声音同样不少,其中质疑最多的是将两个理论基础毫不相关的模型通过某个变量比较生硬地连接起来,原理上是比较容易被诟病的。但是实际应用效果是检验一个模型好坏的重要标准之一,从这个角度来看,作物生长模型与辐射传输等物理模型的耦合在标定参数、提高精度方面还是有一定的应用价值的。另外两种耦合方法目前研究比较少,随着技术的发展,这两类模型的应用前景都很广阔。

## 2 遥感技术在作物估产模型中的应用

随着遥感技术的发展,遥感数据的时间、空间、光谱和辐射分辨率都有了很大程度的提高,遥感数据在作物估产模型中已经得到比较广泛的应用,并取得了一定成果。雷达数据、高光谱数据、高分数据等新型遥感数据不断涌现,使遥感数据在作物估产方面越来越具有其他数据所不能比拟的优势,这些新型遥感数据的出现解决了很多之前无法解决的难题。针对新型数据使用的研究也逐渐受到重视,雷达数据在田间穿透性、作物形态识别方面具有优势,高光谱数据可以精确识别作物类型和品种的变化,高分数据可以刻画田间微小的细节变化。这些数据在作物生长模拟和灾害监测方面都是统计数据、气象数据、传统光学遥感数据所不能比拟的,因此这些数据应用到作物估产方面具有很大的应用前景,并将得到持续关注和发展。

### 2.1 遥感数据在经验统计模型中的应用

在经验统计模型方面遥感主要在基于遥感波段的估产模式中得到了应用,主要实现方式有两种:其中一种是直接以遥感波段作为自变量,使用单波段或多波段建立统计模型。Tennakoon等<sup>[90]</sup>和Thenkabail等<sup>[91]</sup>分别研究了TM的不同波段数据与生物量、单产等的关系,得到了利用遥感影像不同波段计算作物产量的模型。另一种是首先计算植被指数,然后利用植被指数来建立模型进行估产。目前比较流行的用于计算作物产量的植被指数主要有NDVI、EVI、GVI、SAVI等。刘良云等<sup>[92]</sup>对小麦单产数据与各个生育期的光谱反射率进行统计相关分析,得到各个小麦单产与光谱反射率的统计相关系数曲线,选择不同波段分别计算归一化差值光谱植被指数,并通过其中的指数建立了作物不同生育期

的统计模型,达到了比较高的精度。薛利红等<sup>[93]</sup>分析了水稻产量和8种植被指数的关系,建立了水稻的光谱植被指数-累积叶面积氮指数-产量估测模型,取得了比较好的效果。陈鹏飞等<sup>[94]</sup>利用新植被指数红边三角植被指数(RTVI)对冠层鲜生物量进行了估算,结果显示其在计算生物量较高的冠层生物量的计算上有比较明显的优势。

### 2.2 遥感数据在作物模型中的应用

作物模型具有机理性强、可模拟作物种类多、计算精度高等优点的同时,参数获取的难度大、参数标定代价高等缺点又在限制模型的发展,遥感数据大面积、低成本同时又兼具高分辨率、高精度的特点使其可以很好地解决这些问题。遥感数据在作物模型中已经得到了一定的应用,随着遥感技术、作物模型的不断完善成熟,遥感数据将会发挥更大的作用。

随着遥感技术在作物模型中的应用越来越受到重视,在气象预报中首先得到应用的数据同化技术在遥感单产估算领域重新得到发展,科研人员利用该技术做了大量工作,并取得了一定的成果。数据同化技术是在动力学模型的框架内,将多源观测数据与模型预测有机融合,从而提高物理过程模拟或预测精度的过程和方法论。数据同化的主要实现方法有:参数优化法、更新法、胁迫法等<sup>[95]</sup>。总的来说数据同化主要有两种方法:第1种是模型的重新校准、重新初始化方法,使用最优化算式进行迭代,通过调整初始状态或者输入参数来重新初始化和重新参数化模型,使遥感估算的参数与模拟的参数的差别达到最小。这种方法的缺点是没办法实现环境的动态更新和作物动态生长模拟。第2种是基于连续同化算法的方法,这种方法着眼于遥感估算数据和模拟数据的连续不确定性,卡曼滤波是其中常用的同化算法<sup>[84]</sup>。在同化数据方面常用的两种同化数据分别是遥感观测的状态变量(LAI、NDVI等)和直接观测的光谱数据<sup>[96]</sup>。

在作物模型上该技术主要着眼于利用遥感数据与模型的有机融合来提高估产精度,通常会有一个间接变量作为过渡。目前研究比较多的是将叶面积指数作为同化的桥梁将观测到的数据和作物估产模型耦合,以达到参数校正、精度提高的目的。在实现方法上主要有两种方式:首先就是将实测的LAI数据直接与估产模型进行同化,该方法需要大量的实测数据,而且不能满足实时大面积的要求;另外一个方法是利用由遥感观测到的反射率经由辐射传输模型得到LAI再与作物模型进行耦合,该方法充

分利用了遥感数据实时、广域的优点，并派生出了一系列估产耦合模型<sup>[82-84]</sup>，这种方式也是目前遥感数据使用到作物模型中比较成熟的方法，并将得到持续的关注和发展。

### 2.3 遥感数据在光能利用率模型中的应用

光能利用率模型的一个主要特点就是对遥感数据的利用比较充分，遥感参与到LUE模型的主要方法是驱动法，利用遥感反演得到的数据(LAI、NDVI等)直接参与到模型驱动PAR、FPAR等参量的计算，例如在CASA模型中，遥感可以直接参与推导FPAR的计算中<sup>[9]</sup>，另外在地表反射率等参数不容易获得时也可以用遥感数据进行推演，在整个参与计算的过程中，对遥感数据的反演变换的算法和技术要求不大。在当前阶段所使用光能利用率模型中，遥感数据均得到了比较多的应用。薛玲<sup>[80]</sup>在利用光能利用率模型对华北平原20年来的作物产量进行估算时，使用了AVHRR影像数据计算NDVI；李刚等<sup>[79]</sup>在研究CASA模型时使用了MODIS-NDVI产品；Xiao等<sup>[74]</sup>将SPOT和MODIS数据应用到其开发的光能利用率模型VPM中；Yuan等<sup>[75]</sup>在模型EC-LUE中同样使用了MODIS数据。

### 2.4 遥感数据在耦合模型中的应用

遥感数据在耦合模型中应用的方法主要取决于参与耦合的子模型的类型，遥感在各子模型中的使用方法在前面的章节中已有详述，这里不再赘述。

虽然遥感数据参与到估产模型特别是作物模型中还有很多技术问题需要解决，但是由于遥感数据本身易获取、高精度、高时间分辨率的特点使其在估产模型中有巨大优势，随着一些技术问题的逐步解决，遥感技术将在作物模型中扮演越来越重要的角色，遥感数据将成为估产模型越来越重要的数据源。

## 3 估产模型存在的问题

上面章节已经对不同类型模型存在的问题分别作了论述，这里仅针对其中比较突出、比较普遍的问题进行简单分析。1)模型的精度和时空尺度问题：从实际应用上看，作物估产主要有支持决策和指导生产两个方面的用途，这就要求模型要着眼于大尺度和高精度两个方面，受限于数据量和运算成本，同时兼顾大区域和高分辨率、高精度非常容易，但是模型可以根据应用目的在某一个方面做到尽可能完善，目前的估产模型不论是在全球或者国家的大尺度还是在农场田块级别的高精度方面都有很大的提升空间；2)遥感数据在模型中的使用：遥感数据以

其大范围、实效性、高精度的特点是进行作物产量监测的绝佳数据源，遥感数据在估产模型的使用还有很多的技术问题需要解决，例如作物生长模拟模型主要是根据大气、土壤和田间管理数据对作物的生长进行模拟，遥感数据在模型中的使用存在一定难度，基本都是将其作为推演参数的辅助数据，这也是耦合模型近几年开始成为研究热点的原因，但是数据同化和模型耦合还处在发展阶段，有很多需要完善和改进的地方；3)模型的实用性问题：模型在实际应用特别是在农田尺度精准应用时模型模拟精度和运行成本是需要同时考虑的因素，模型参数增多会提高精度但又会带来参数获取和模型运行成本高的问题，当面向的用户是村镇或者中小型农场时成本问题尤为重要，同时参数过少又可能会使模型的模拟精度达不到要求，怎样在两者的权衡中寻找平衡点，使模型的实际效果和效益达到最大化是模型研究和开发者必须考虑的问题；4)模型指导生产能力：多数的作物模型都是基于气象站点数据的模型，模型模拟的结果往往是点数据，这在指导生产特别是田块级别的精准生产时并不能满足需要，模型在这方面的能力还有待提高。

## 4 估产模型的研究热点及发展趋势

作物估产是一个特别要求精度、时效性、运行代价统筹兼顾的领域，这就对估产模型提出了3个方面的要求，在确保模型精度的情况下，产量预测的时间、模型运行所需要的软硬件条件及维护成本等都是需要考虑的问题，针对该问题，总结了估产模型的3个方面热点和发展趋势：1)怎样更加充分地利用遥感数据是解决上述问题的关键之一，因此遥感数据与作物模型结合的研究将是作物模型研究的热点，也是模型发展的趋势之一。2)解决上面问题的另外一个途径是不同模型的结合，作物模型生理生化基础强，LUE模型遥感数据使用充分、计算过程比较简单，两者结合对其中不必要的模块和参数进行取舍，可以发挥两者共同的优点，这也将成为模型研究的热点之一。3)模型的研发都是基于不同的应用目的，因此模型在不同地区、不同应用条件下的效果具有很大差别，如何筛选一个最适合的模型就成为必须要解决的问题；Yuan等<sup>[72]</sup>比较了7种光能利用率模型在计算不同作物GPP方面的表现，筛选出了不同作物所对应的最佳计算模型，Palosuo等<sup>[97]</sup>比较了8种常见的作物生长模型在欧洲不同气候条件下对冬小麦的模拟效果，并通过比较得出不同气候条件下的最优计算模型。另外从模型总体发展趋势

势来看,向大范围的决策性监测和精准性应用监测两个方向发展、作物估产模型与多学科的结合也将成为模型发展的必然趋势。总之,模型的最终目的都是为了服务生产创造效益,不管模型使用的数据更新、模型的原理结构如何变换,模型在更实用、更具效益方面不断发展完善的趋势不会改变,遥感数据的使用方法研究、不同模型的耦合研究、现有模型的优选研究将成为模型研究需要重点关注的方向。

## 5 结论

对产量进行实时监测是服务现代农业的一项基本内容,产量估算的实效性和精度将影响到决策实施、田间管理、粮食仓储等多个环节。当前作物模型呈现多样化的趋势,不同类型、不同原理的模型相继被开发并得到广泛应用。本文对当前主流的作物估产模型进行了分类,得到了经验统计模型、作物模型、光能利用率模型和耦合模型4种类型,并分析了各自的优缺点:经验统计模型原理简单,但稳定性不高;光能利用率模型虽然对光能的吸收和转化描述详细并且对遥感数据的利用率比较高,但是对不同生育期作物生理过程的差异考虑不足、受人为因素干扰强等又限制了模型的精度;作物模型对人为管理和生理过程都有比较全面的描述,但是参数过多、运行成本高限制了它的进一步发展,而且如何在模型中充分体现遥感数据的优势也是模型发展必须要考虑的问题;耦合模型主要为了克服各个模型的缺点,但是耦合的原理和方法还有待于进一步的研究和完善。文章还对遥感数据在4种模型中的应用方法进行了总结。遥感数据对于获取参数、提高精度、减少成本等都有比较大的价值,遥感数据的使用将是克服模型缺点的关键之一;遥感数据现在在经验统计模型、光能利用率模型中使用比较普遍,但是在作物模型中的使用方法还有很多需要改进的地方,遥感数据的使用可以使作物模型在保留机理优势的基础上降低运行成本,将在模型中发挥更大的作用。最后在全面分析和对比不同类型模型的基础上对模型发展的热点和趋势进行了展望,提出了遥感数据的使用方法研究、不同模型的耦合研究、现有模型的优选研究3个主要发展趋势。总之,不同类型的模型各具优势和不足,各有侧重的应用领域,这也使作物估产模型呈现百花齐放、百家争鸣的态势,其中存在的问题还需要进一步的探索研究。

## 参考文献

- [1] 徐冠华,田国良,王超,等.遥感信息科学的进展和展望[J].地理学报,1996,51(5): 385-397  
Xu G H, Tian G L, Wang C, et al. Remote sensing information science: Progress and prospect[J]. Acta Geographica Sinica, 1996, 51(5): 385-397
- [2] 蒙继华,吴炳方,杜鑫,等.遥感在精准农业中的应用进展及展望[J].国土资源遥感,2011(3): 1-7  
Meng J H, Wu B F, Du X, et al. A review and outlook of applying remote sensing to precision agriculture[J]. Remote Sensing for Land & Resources, 2011(3): 1-7
- [3] 杜鑫,蒙继华,吴炳方.作物生物量遥感估算研究进展[J].光谱学与光谱分析,2010,30(11): 3098-3102  
Du X, Meng J H, Wu B F. Overview on monitoring crop biomass with remote sensing[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2010, 30(11): 3098-3102
- [4] 蒙继华,杜鑫,张淼,等.物候信息在大范围作物长势遥感监测中的应用[J].遥感技术与应用,2014,29(2): 278-285  
Meng J H, Du X, Zhang M, et al. Integrating crop phenophase information in large-area crop condition evaluation with remote sensing[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2014, 29(2): 278-285
- [5] 李郁竹.农作物气象卫星遥感监测和估产研究进展及前景探讨[J].气象科技,1997(3): 30-36  
Li Y Z. Research progress and prospects of crop meteorological satellite remote sensing monitoring and yield estimation[J]. Meteorological Science and Technology, 1997(3): 30-36
- [6] 江东,王乃斌,杨小唤.我国粮食作物卫星遥感估产的研究[J].自然杂志,1999,21(6): 351-355  
Jiang D, Wang N B, Yang X H. Study on forecasting of crop yield using satellite remote sensing in China[J]. Chinese Journal of Nature, 1999, 21(6): 351-355
- [7] 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,2004,25(5): 9-14  
Zhou Q B. Status and tendency for development in remote sensing of agriculture situation[J]. Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning, 2004, 25(5): 9-14
- [8] Mulla D J. Twenty five years of remote sensing in precision agriculture: Key advances and remaining knowledge gaps[J]. Biosystems Engineering, 2013, 114(4): 358-371
- [9] 徐新刚,吴炳方,蒙继华,等.农作物单产遥感估算模型研究进展[J].农业工程学报,2008,24(2): 290-298  
Xu X G, Wu B F, Meng J H, et al. Research advances in crop yield estimation models based on remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2008, 24(2): 290-298
- [10] 李卫国,王纪华,赵春江,等.基于遥感信息和产量形成过程的小麦估产模型[J].麦类作物学报,2007,27(5): 904-907  
Li W G, Wang J H, Zhao C J, et al. A model of estimating winter wheat yield based on TM image and yield formation[J]. Journal of Triticeae Crops, 2007, 27(5): 904-907
- [11] 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(4): 24-27

- Dai L Q, Wu B F, Li Q Z, et al. Overview of technique used by crop yield forecasting[J]. Agriculture Network Information, 2006(4): 24–27

[12] 吴炳方, 蒙继华, 李强子. 国外农情遥感监测系统现状与启示[J]. 地球科学进展, 2010, 25(10): 1003–1012

Wu B F, Meng J H, Li Q Z. Review of overseas crop monitoring systems with remote sensing[J]. Advances in Earth Science, 2010, 25(10): 1003–1012

[13] 陈志科. 我国现行农产量抽样调查方法的特点[J]. 财经科学, 1992(6): 57–59

Chen Z K. The characteristics of the current agricultural production sampling method in China[J]. Finance & Economics, 1992(6): 57–59

[14] 王人潮, 王珂, 沈掌泉, 等. 水稻单产遥感估测建模研究[J]. 遥感学报, 1998, 2(2): 119–124

Wang R C, Wang K, Shen Z Q, et al. A study on modeling of rice yield estimation by remote sensing[J]. Journal of Remote Sensing, 1998, 2(2): 119–124

[15] 刘振忠, 徐梅. 三江平原地区粮食产量预报模型研究[J]. 农业工程学报, 1999, 15(4): 14–18

Liu Z Z, Xu M. Study on the forecasting model of grain yield in Sanjiang Plain region[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 1999, 15(4): 14–18

[16] 雷治平, 刘爱琴, 张向军, 等. 陕西省秋粮气象产量模式研究[J]. 陕西气象, 1996(6): 16–17

Lei Z P, Liu A Q, Zhang X J, et al. Research of meteorological yield estimation model for autumn crop in Shaanxi[J]. Journal of Shaanxi Meteorology, 1996(6): 16–17

[17] 孙俊英, 黄进良, 李晓冬, 等. 基于农业气象模型的农作物单产估算——以湖北省中稻为例[J]. 安徽农业科学, 2009, 37(17): 8103–8105

Sun J Y, Huang J L, Li X D, et al. Estimation of crop yield based on agro-meteorological model[J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2009, 37(17): 8103–8105

[18] 莫新, 朱国金, 程伟东. 气象条件对广西春大豆生长发育及产量的影响[J]. 大豆科学, 1991, 10(3): 234–239

Mo X, Zhu G J, Cheng W D. Effect of meteorological factors on growth development and yield of spring soybean[J]. Soybean Science, 1991, 10(3): 234–239

[19] Rudorff B F T, Batista G T. Yield estimation of sugarcane based on agrometeorological-spectral models[J]. Remote Sensing of Environment, 1990, 33(3): 183–192

[20] 吴炳方. 全国农情监测与估产的运行化遥感方法[J]. 地理学报, 2000, 55(1): 25–35

Wu B F. Operational remote sensing methods for agricultural statistics[J]. Acta Geographica Sinica, 2000, 55(1): 25–35

[21] Wu B F, Meng J H, Li Q Z, et al. Remote sensing-based global crop monitoring: Experiences with China's CropWatch system[J]. International Journal of Digital Earth, 2014, 7(2): 113–137

[22] 范锦龙, 孟庆岩, 吴炳方, 等. 基于农业气象模型的农作物单产预测系统[J]. 中国农业气象, 2003, 24(2): 47–49

Fan J L, Meng Q Y, Wu B F, et al. Development of crop yield forecasting system[J]. Chinese Journal of Agrometeorology, 2003, 24(2): 47–49

[23] 严婷婷, 贾绍凤. 水资源投入产出模型综述[J]. 水利经济, 2009, 27(1): 8–13

Yan T T, Jia Z F. Overview of water resources input-output models[J]. Journal of Economics of Water Resources, 2009, 27(1): 8–13

[24] 陈锡康. 全国粮食产量预测研究[J]. 中国科学院院刊, 1992(4): 330–333

Chen X K. Research on the national grain production forecast[J]. Bulletin of the Chinese Academy of Sciences, 1992(4): 330–333

[25] 马波, 田军仓. 作物生长模拟模型研究综述[J]. 节水灌溉, 2010(2): 1–5

Ma B, Tian J C. A review on crop growth simulation model research[J]. Water Saving Irrigation, 2010(2): 1–5

[26] 杨京平, 王兆骞. 作物生长模拟模型及其应用[J]. 应用生态学报, 1999, 10(4): 501–505

Yang J P, Wang Z Q. Crop growth simulation model and its application[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 1999, 10(4): 501–505

[27] 谢云, Kiniry J R. 国外作物生长模型发展综述[J]. 作物学报, 2002, 28(2): 190–195

Xie Y, Kiniry J R. A review on the development of crop modeling and its application[J]. Acta Agronomica Sinica, 2002, 28(2): 190–195

[28] 王亚莉, 贺立源. 作物生长模拟模型研究和应用综述[J]. 华中农业大学学报, 2005, 24(5): 107–113

Wang Y L, He L Y. A review on the research and application of crop simulation model[J]. Journal of Huazhong Agricultural University, 2005, 24(5): 107–113

[29] 林忠辉, 莫兴国, 项月琴. 作物生长模型研究综述[J]. 作物学报, 2003, 29(5): 750–758

Lin Z H, Mo X G, Xiang Y Q. Research advances on crop growth models[J]. Acta Agronomica Sinica, 2003, 29(5): 750–758

[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] Stöckle C O, Donatelli M, Nelson R. CropSyst, a cropping systems simulation model[J]. European Journal of Agronomy, 2003, 18(3/4): 289–307

[32] 谢文霞, 王光火, 张奇春. WOFOST 模型的发展及应用[J]. 土壤通报, 2006(1): 154–158

Xie W X, Wang G H, Zhang Q C. Development of WOFOST (World Food Studies) and its application[J]. Chinese Journal of Soil Science, 2006(1): 154–158

[33] 邬定荣, 欧阳竹, 赵小敏, 等. 作物生长模型 WOFOST 在华北平原的适用性研究[J]. 植物生态学报, 2003, 27(5): 594–602

Wu D R, Ouyang Z, Zhao X M, et al. The applicability research of WOFOST model in North China Plain[J]. Chinese Journal of Plant Ecology, 2003, 27(5): 594–602

[34] 朱秀芳, 李宜展, 潘耀忠, 等. AquaCrop 作物模型研究和应用进展[J]. 中国农学通报, 2014, 30(8): 270–278

Zhu X F, Li Y Z, Pan Y Z, et al. A review on the research and application of AquaCrop model[J]. Chinese Agricultural Sci-

- ence Bulletin, 2014, 30(8): 270–278
- [35] Iqbal M A, Shen Y J, Stricevic R, et al. Evaluation of the FAO AquaCrop model for winter wheat on the North China Plain under deficit irrigation from field experiment to regional yield simulation[J]. Agricultural Water Management, 2014, 135: 61–72
- [36] Mabhaudhi T, Modi A T, Beletse Y G. Parameterisation and evaluation of the FAO-AquaCrop model for a South African taro (*Colocasia esculenta* L. Schott) landrace[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2014, 192/193: 132–139
- [37] Wellens J, Raes D, Traore F, et al. Performance assessment of the FAO AquaCrop model for irrigated cabbage on farmer plots in a semi-arid environment[J]. Agricultural Water Management, 2013, 127: 40–47
- [38] 何锦. 基于SWAP模型的农田水分动态模拟研究[D]. 西安: 长安大学, 2006  
He J. Research of farmland moisture dynamic simulation based on SWAP model[D]. Xi'an: Chang'an University, 2006
- [39] 刘路广, 崔远来, 冯跃华. 基于SWAP和MODFLOW模型的引黄灌区用水管理策略[J]. 农业工程学报, 2010, 26(4): 9–17  
Liu L G, Cui Y L, Feng Y H. Water management strategies of Yellow River irrigation district based on SWAP and MODFLOW models[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2010, 26(4): 9–17
- [40] Lee Y H, Park S U. Evaluation of a modified soil-plant-atmosphere model for CO<sub>2</sub> flux and latent heat flux in open canopies[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2007, 143(3/4): 230–241
- [41] Ma Y, Feng S Y, Huo Z L, 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
- [42] Archontoulis S V, Miguez F E, Moore K J. A methodology and an optimization tool to calibrate phenology of short-day species included in the APSIM PLANT model: Application to soybean[J]. Environmental Modelling & Software, 2014, 62: 465–477
- [43] Chauhan Y S, Solomon K F, Rodriguez D. Characterization of north-eastern Australian environments using APSIM for increasing rainfed maize production[J]. Field Crops Research, 2013, 144: 245–255
- [44] Keating B A, Carberry P S, Hammer G L, et al. An overview of APSIM, a model designed for farming systems simulation[J]. European Journal of Agronomy, 2003, 18(3/4): 267–288
- [45] Mohanty M, Probert M E, Reddy K S, et al. Simulating soybean-wheat cropping system: APSIM model parameterization and validation[J]. Agriculture, Ecosystems & Environment, 2012, 152: 68–78
- [46] Zhao G, Bryan B A, Song X D. Sensitivity and uncertainty analysis of the APSIM-wheat model: Interactions between cultivar, environmental, and management parameters[J]. Ecological Modelling, 2014, 279: 1–11
- [47] Akponikpè P B I, Gérard 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
- [48] Huth N I, Carberry P S, Poulton P L, et al. A framework for simulating agroforestry options for the low rainfall areas of Australia using APSIM[J]. European Journal of Agronomy, 2002, 18(1/2): 171–185
- [49] Wang E, Robertson M J, Hammer G L, et al. Development of a generic crop model template in the cropping system model APSIM[J]. European Journal of Agronomy, 2002, 18(1/2): 121–140
- [50] 刘志娟, 杨晓光, 王静, 等. APSIM玉米模型在东北地区的适应性[J]. 作物学报, 2012, 38(4): 740–746  
Liu Z J, Yang X G, Wang J, et al. Adaptability of APSIM maize model in northeast China[J]. Acta Agronomica Sinica, 2012, 38(4): 740–746
- [51] 王宗明, 张柏, 宋开山, 等. CropSyst作物模型在松嫩平原典型黑土区的校正和验证[J]. 农业工程学报, 2005, 21(5): 47–50  
Wang Z M, Zhang B, Song K S, et al. Calibration and validation of crop model CropSyst in typical black soil zone of Songnen Plain[J]. Transactions of The Chinese Society of Agricultural Engineering, 2005, 21(5): 47–50
- [52] Kersebaum K C. Application of a simple management model to simulate water and nitrogen dynamics[J]. Ecological Modelling, 1995, 81(1/3): 145–156
- [53] van Ittersum M K, Leffelaar P A, van Keulen H, et al. On approaches and applications of the Wageningen crop models[J]. European Journal of Agronomy, 2003, 18(3/4): 201–234
- [54] 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
- [55] 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]. Agricultural and Forest Meteorology, 2011, 151(12): 1843–1855
- [56] 杨妍辰, 王建林, 宋迎波. WOFOST作物模型机理及使用介绍[J]. 气象科技进展, 2013(5): 29–35  
Yang Y C, Wang J L, Song Y B. Introduction of WOFOST crop growth simulation model mechanism and its use[J]. Advances in Meteorological Science and Technology, 2013(5): 29–35
- [57] 马玉平, 王石立, 张黎. 针对华北小麦越冬的WOFOST模型改进[J]. 中国农业气象, 2005, 26(3): 145–149  
Ma Y P, Wang S L, Zhang L. Study on improvement of WOFOST against overwinter of wheat in North China[J]. Agricultural Meteorology, 2005, 26(3): 145–149
- [58] 王涛, 吕昌河, 于伯华. 基于WOFOST模型的京津冀地区冬小麦生产潜力评价[J]. 自然资源学报, 2010, 25(3): 475–487  
Wang T, Lü C H, Yu B H. Assessing the potential productivity of winter wheat using WOFOST in the Beijing-Tianjin-Hebei region[J]. Journal of Natural Resources, 2010, 25(3): 475–487

- [59] Gerakis A, Ritchie J T. Simulation of atrazine leaching in relation to water-table management using the CERES model[J]. Journal of Environmental Management, 1998, 52(3): 241–258
- [60] Ji J M, Cai H J, He J Q, et al. Performance evaluation of CERES-wheat model in Guanzhong Plain of northwest China[J]. Agricultural Water Management, 2014, 144: 1–10
- [61] Liu H L, Yang J Y, He P, et al. Optimizing parameters of CSM-CERES-Maize model to improve simulation performance of maize growth and nitrogen uptake in northeast China[J]. Journal of Integrative Agriculture, 2012, 11(11): 1898–1913
- [62] Soler C M T, Sentelhas P C, Hoogenboom G. Application of the CSM-CERES-Maize model for planting date evaluation and yield forecasting for maize grown off-season in a subtropical environment[J]. European Journal of Agronomy, 2007, 27(2/4): 165–177
- [63] 曹永华. 美国 CERES 作物模拟模型及其应用[J]. 世界农业, 1991(9): 52–55
- Cao Y H. Simulation and application of CERES[J]. World Agriculture, 1991(9): 52–55
- [64] 戴明宏, 陶洪斌, 廖树华, 等. 基于 CERES-Maize 模型的华北平原玉米生产潜力的估算与分析[J]. 农业工程学报, 2008, 24(4): 30–36
- Dai M H, Tao H B, Liao S H, et al. Estimation and analysis of maize potential productivity based on CERES-Maize model in the North China Plain[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2008, 24(4): 30–36
- [65] 姜志伟, 陈仲新, 周清波, 等. CERES-Wheat 作物模型参数全局敏感性分析[J]. 农业工程学报, 2011, 27(1): 236–242
- Jiang Z W, Chen Z X, Zhou Q B, et al. Global sensitivity analysis of CERES-Wheat model parameters[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2011, 27(1): 236–242
- [66] Jones J W, Hoogenboom G, Porter C H, et al. The DSSAT cropping system model[J]. European Journal of Agronomy, 2003, 18(3/4): 235–265
- [67] 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
- [68] Doltra J, Lægdsmand M, Olesen J E. Cereal yield and quality as affected by nitrogen availability in organic and conventional arable crop rotations: A combined modeling and experimental approach[J]. European Journal of Agronomy, 2011, 34(2): 83–95
- [69] Ruimy A, Saugier B, Dedieu G. Methodology for the estimation of terrestrial net primary production from remotely sensed data[J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres (1984–2012), 1994, 99(D3): 5263–5283
- [70] 陈利军, 刘高焕, 励惠国. 中国植被净第一性生产力遥感动态监测[J]. 遥感学报, 2002, 6(2): 129–135
- Chen L J, Liu G H, Li H G. Estimating net primary productivity of terrestrial vegetation in China using remote sensing[J]. Journal of Remote Sensing, 2002, 6(2): 129–135
- [71] 朴世龙, 方精云, 郭庆华. 利用 CASA 模型估算我国植被净第一性生产力[J]. 植物生态学报, 2001, 25(5): 603–608
- Piao S L, Fang J Y, Guo Q H. Application of CASA model to the estimation of Chinese terrestrial net primary productivity[J]. Chinese Journal of Plant Ecology, 2001, 25(5): 603–608
- [72] Yuan W P, Cai W W, Xia J Z, et al. Global comparison of light use efficiency models for simulating terrestrial vegetation gross primary production based on the LaThuile database[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2014, 192/193: 108–120
- [73] Bastiaanssen W G M, Ali S. A new crop yield forecasting model based on satellite measurements applied across the Indus Basin, Pakistan[J]. Agriculture, Ecosystems & Environment, 2003, 94(3): 321–340
- [74] Xiao X M, Zhang Q Y, Braswell B, et al. Modeling gross primary production of temperate deciduous broadleaf forest using satellite images and climate data[J]. Remote Sensing of Environment, 2004, 91(2): 256–270
- [75] Yuan W P, Liu S G, Zhou G S, et al. Deriving a light use efficiency model from eddy covariance flux data for predicting daily gross primary production across biomes[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2007, 143(3/4): 189–207
- [76] Jiang Y, Zhang J H, Xu X D, et al. A GPP assimilation model for the southeastern Tibetan Plateau based on CO<sub>2</sub> eddy covariance flux tower and remote sensing data[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2013, 23: 213–225
- [77] Veroustraete F, Sabbe H, Eerens H. Estimation of carbon mass fluxes over Europe using the C-Fix model and Euroflux data[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 83(3): 376–399
- [78] Goetz S J, Prince S D, Goward S N, et al. Satellite remote sensing of primary production: An improved production efficiency modeling approach[J]. Ecological Modelling, 1999, 122(3): 239–255
- [79] 李刚, 辛晓平, 王道龙, 等. 改进 CASA 模型在内蒙古草地生产力估算中的应用[J]. 生态学杂志, 2007, 26(12): 2100–2106
- Li G, Xin X P, Wang D L, et al. Application of improved CASA model in productivity evaluation of grassland in Inner Mongolia[J]. Chinese Journal of Ecology, 2007, 26(12): 2100–2106
- [80] 薛玲. 基于 NDVI 遥感数据的华北平原作物蒸散量、产量时空分布研究(1981—2001)[D]. 北京: 中国农业大学, 2004
- Xue L. Spatio-temporal distribution of crop evapotranspiration and yield based on NDVI in North China Plain from 1981 to 2001[D]. Beijing: China Agricultural University, 2004
- [81] 李宗南. 基于光能利用率模型和定量遥感的玉米生长监测方法研究[D]. 北京: 中国农业科学院, 2014
- Li Z N. Research on method of maize growth monitoring using light use efficiency model and quantitative remote sensing[D]. Beijing: Chinese Academy of Agricultural Sciences, 2014
- [82] 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

- [83] Ma G N, Huang J X, Wu W B, 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
- [84] Ma H Y, Huang J X, Zhu D H, 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
- [85] 姜志伟, 陈仲新, 任建强, 等. 粒子滤波同化方法在CERES-Wheat作物模型估产中的应用[J]. 农业工程学报, 2012, 28(14): 138–146
- Jiang Z W, Chen Z X, Ren J Q, et al. Estimation of crop yield using CERES-Wheat model based on particle filter data assimilation method[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2012, 28(14): 138–146
- [86] 李妍. 基于WOFOST-HYDRUS耦合模型的玉米遥感估产研究[D]. 兰州: 兰州大学, 2012
- Li Y. Study on maize yield estimation using remote sensing technology integrated with coupled WOFOST and HYDRUS models[D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2012
- [87] Li Y, Zhou Q G, Zhou J, et al. Assimilating remote sensing information into a coupled hydrology-crop growth model to estimate regional maize yield in arid regions[J]. Ecological Modelling, 2014, 291: 15–27
- [88] Van den Hoof C, Hanert E, Vidale P L. Simulating dynamic crop growth with an adapted land surface model – JULES-SUCROS: Model development and validation[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2011, 151(2): 137–153
- [89] Morel J, Bégué A, Todoroff P, et al. Coupling a sugarcane crop model with the remotely sensed time series of fPAR to optimise the yield estimation[J]. European Journal of Agronomy, 2014, 61: 60–68
- [90] Tennakoon S B, Murty V V N, Eiumnoph A. Estimation of cropped area and grain yield of rice using remote sensing data[J]. International Journal of Remote Sensing, 1992, 13(3): 427–439
- [91] Thenkabail P S, Ward A D, Lyon J G. Landsat-5 thematic mapper models of soybean and corn crop characteristics[J]. International Journal of Remote Sensing, 1994, 15(1): 49–61
- [92] 刘良云, 王纪华, 黄文江, 等. 利用新型光谱指数改善冬小麦估产精度[J]. 农业工程学报, 2004, 20(1): 172–175
- Liu L Y, Wang J H, Huang W J, et al. Improving winter wheat yield prediction by novel spectral index[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2004, 20(1): 172–175
- [93] 薛利红, 曹卫星, 罗卫红. 基于冠层反射光谱的水稻产量预测模型[J]. 遥感学报, 2005, 9(1): 100–105
- Xue L H, Cao W X, Luo W H. Rice yield forecasting model with canopy reflectance spectra[J]. Journal of Remote Sensing, 2005, 9(1): 100–105
- [94] 陈鹏飞, Tremblay N, 王纪华, 等. 估测作物冠层生物量的新植被指数的研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2010, 30(2): 512–517
- Chen P F, Tremblay N, Wang J H, et al. New index for crop canopy fresh biomass estimation[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2010, 30(2): 512–517
- [95] 姜志伟. 区域冬小麦估产的遥感数据同化技术研究[D]. 北京: 中国农业科学院, 2012
- Jiang Z W. Study of the remote sensing data assimilation technology for regional winter wheat yield estimation[D]. Beijing: Chinese Academy of Agricultural Sciences, 2012
- [96] 王东伟. 遥感数据与作物生长模型同化方法及其应用研究[D]. 北京: 北京师范大学, 2008
- Wang D W. Methods and application of assimilating remote sensing data and crop growth model[D]. Beijing: Normal University, 2008
- [97] Palosuo T, Kersebaum K C, Angulo C, et al. Simulation of winter wheat yield and its variability in different climates of Europe: A comparison of eight crop growth models[J]. European Journal of Agronomy, 2011, 35(3): 103–114