

河南理工大学

全日制硕士学位论文

基于 WOFOST 作物模型与叶面积指数同化的
冬小麦遥感估产研究

申请人姓名：陈艳玲

指导教师：胡圣武

学位类别：理学硕士

专业名称：地图学与地理信息系统

研究方向：遥感与地理信息建模

河南理工大学测绘与国土信息工程学院
二〇一五年六月

中图分类号: TP79
UDC:

密 级: 公开
单位代码: 10460

基于 WOFOST 作物模型与叶面积指数同化的
冬小麦遥感估产研究

Winter wheat yield estimation remote sensing research based on
WOFOST crop model and leaf area index of assimilation

申请人姓名	陈艳玲	申请学位	理学硕士
学科专业	地图学与 地理信息系统	研究方向	遥感与地理信息 建模
导 师	胡圣武 顾晓鹤	职 称	副教授 副研究员
提交日期	2015.5.31	答辩日期	2015.6.3

河南理工大学

致 谢

时光荏苒，三年的研究生生涯已悄然接近尾声，回首三年的求学历程，对那些不断引导我、帮助我、激励我老师和同学，我心中充满了感激，在论文完成之际，我想向他们衷心的说一声谢谢！

首先，衷心的感谢培养、教育我三年时间的胡圣武导师。胡老师在学术方向上给予了我精心的指导和鼓励，指引了我前进的方向，教授了我求学之道。他高瞻远瞩的学术思想，严谨的治学态度，忘我的工作精神深刻地影响了我，他循循善诱的教导和不拘一格的思路给予了我无尽的启迪。在进入河南理工大学学习以来，胡老师始终无微不至的关心着我的学习和生活，并且想方设法地为我们提供各种机会，为我的个人发展提供的极大的便利条件。在此，我衷心的祝愿胡老师和他的家人幸福、安康！

其次，衷心感谢北京农业信息技术中心的责任老师顾晓鹤副研究员。他是我在农业遥感领域的启蒙导师，在顾老师的悉心指导下，学习了遥感技术在农业领域应用算法、模型，并参与国家科技支撑项目等科研工作。从论文选题、开题、论文的组织、修改等各个环节，都离不开顾老师的严格把关，才使得我能顺利的完成本论文的撰写工作。您是我今后学习道路和生活上的榜样。谨在此表示衷心的感谢。

感谢北京农业信息技术研究中心遥感技术部的宋晓宇、徐新刚、张竟成、杨小冬、杨贵军、常红、杨浩、董燕生、李贺丽、龙慧灵、李卫国等老师对我的关心，论文的撰写离不开你们指导和帮助。也要感谢中心的袁琳、李振海、金秀良、聂臣巍、刘海英等师兄师姐，感谢他们一年来对我学习的帮助以及对我实习生活的关心与支持！也要感谢赵静、张秋阳、王仁红、孙晨红、程千、王亚楠、万鹏、沈家晓、祖迪等同学在这一年里的陪伴！

感谢我的母校河南理工大学对我培育之恩，其为我提供较好的学术氛围、宽阔的学习平台及设备齐全的生活设施。感谢河南理工大学所有老师对我的帮助和关心。还要感谢 2012 级测绘学院全体研究生的陪伴，特别是贾文祥、程静霞等同学于我在北京实习期间给我的帮助，愿大家友谊长存。

衷心感谢养育我的父亲和母亲，父母的养育之恩无以为报，是他们用勤劳的双手哺育了我，是他们教会了我如何面对困难、战胜困难。最后，向参加论文评阅和答辩的各位老师、专家学者表示感谢！

摘要

作物长势监测和产量预测的准确性,对于促进农业可持续发展和保障国家粮食安全具有非常重要的意义。卫星遥感观测和作物生长模型是近年来作物长势监测和产量预测应用较为广泛的重要技术。但是,遥感信息尚不能真正揭示作物生长发育状况、产量形成的内在机理及其环境气象条件对其的影响;作物生长模型从单点研究发展到区域应用时宏观资料的获取和参数的区域化方面存在较多困难,二者各自的优势和不足引发了研究人员对遥感信息与作物生长模型耦合技术的高度关注。筛选和优化模型参数是基于遥感与作物模型同化的区域作物估产的关键问题。

本文选取河北省藁城市冬小麦作为研究对象,采集多个关键生育期的生理生化数据、农田环境数据和气象数据等,并获取准同步的环境减灾小卫星 HJ-CCD 影像数据,采用植被指数反演冬小麦叶面积指数(LAI),基于扩展傅里叶振幅灵敏度检验法(EFAST)对作物生长模型(WOFOST)的参数进行全局敏感性分析,筛选敏感性参数,调整 WOFOST 模型的核心参数,利用查找表优化算法实现遥感信息与 WOFOST 模型的同化,并定量预测区域冬小麦单产水平。论文的研究工作及主要结论如下:

(1) 本文选取 7 种表征冬小麦群体特性能力较强的植被指数,分别与实测 LAI 值建立线性回归反演模型,结果表明:增强型植被指数(EVI)所建立的模型精度最高(开花期 $R^2=0.964$, 灌浆期 $R^2=0.920$),预测能力最强(开花期 $R^2=0.901$, 灌浆期 $R^2=0.991$)。因此,选取 EVI 作为遥感反演 LAI 的优选植被指数。

(2) 本文采用 EFAST 方法对 WOFOST 作物生长模型中的 26 个初始参数进行全局敏感性分析,构建敏感性指数评价各个参数对冬小麦产量形成的影响程度,将敏感性指数大于 0.10 的参数确定为敏感因子,最终筛选出 6 个待优化参数,即出苗到开花期的有效积温(TSUM1)、DVS=0.5 时的比叶面积(SLATB1)、DVS=1.0 时的比叶面积(SLATB2)、叶片衰老指数(SPAN)、20℃条件下的单叶光能初始利用效率(EFFTB3)和 30℃条件下对最大 CO_2 同化率的影响系数(TMPF4)。对其他敏感性小的参数,由实测计算、查阅文献获得或者直接利用 WOFOST 模型默认值,完成对 WOFOST 模型参数的调整。

(3) 本文以遥感反演的 LAI 作为冬小麦长势表征参量,利用查找表优化算法,构建基于 WOFOST 模型和遥感 LAI 数据同化的区域尺度冬小麦单产预测模型,预

测精度达 0.941, RMSE=194.58kg/hm²。达到了同化的目的,找到了待优化参数的最佳取值,最终完成了单产模拟。研究结果表明利用查找表优化算法构建的遥感与 WOFOST 作物生长模型同化技术可以有效地实现区域冬小麦单产预测与制图。

关键词: 冬小麦估产, 叶面积指数, WOFOST 模型, 同化

Abstract

Accurate crop growth monitoring and yield predictive information is significant to accelerate agricultural sustainable development and guarantee country food security. Remote sensing observation and crop growth simulation models as two new technologies have highly potential application in crop growth monitoring and yield forecasting in recent years. However, both of them has limitations in mechanism or regional application respectively .Remote sensing information can not reveal crop growth and development, inner mechanism of yield formation and the affection of environmental meteorological conditions; Crop growth simulation models have difficulties in obtaining data and parameters regionalization from single-point to regional application. The advantages and disadvantages of the two respective caused great concern of researchers growth model coupling technique of remote sensing information and crop. Screening and optimization of the model parameters is a key problem for yield estimation by remote sensing and crop model based on regional crop assimilation.

In this study, we selected the winter wheat of GaoCheng of Hebei province area as the experimental field, and then collected the essential data such as biochemical data and farmland environmental data and meteorological data about several critical growing periods. And to obtain quasi environmental mitigation small satellite HJ-CCD image data synchronization.

We took vegetation indices to retrieve winter wheat LAI. The Extend Fourier Amplitude Sensitivity Test (EFAST) was used to analyze the sensitivity of crop growth WOFOST model parameters and screen sensitive parameters to regulate WOFOST model. Finally, we chose Look-up table algorithm to achieve the assimilation of remote sensing information and WOFOST model and the quantitative prediction of winter wheat yield and regional level. In this paper, research work and major conclusions are as follows:

(1) Seven vegetation indices of characterization of the strong ability of winter wheat population characteristics were selected to retrieve LAI, each was utilized to build model with measured LAI respectively. The result showed that the accuracy of

EVI model was the highest ($R^2=0.964$ at anthesis stage and $R^2=0.920$ at filling stage). In other words, its ability of prediction was the optimal. Thus, we chose EVI as the preferred vegetation remote sensing inversion LAI index.

(2) EFAST was used to the construction of sensitivity index evaluation the sensitivity of WOFOST model parameters and the influence of every parameter to the winter wheat yield formation. Finally, we chose six parameters that sensitivity index more than 0.1 as sensitivity factors, namely TSUM1, SLATB1, SLATB2, SPAN, EFFT3 and TMP4. To other parameters, we confirmed them via practical measurement and calculation, available literature or WOFOST default. Eventually, we completed the regulation of WOFOST parameters.

(3) Look-up table algorithm was used to realize single-point yield estimation through the assimilation of WOFOST model and retrieval LAI. Simulation precision reached the purpose of assimilation ($R^2=0.941$ and $RMSE=194.58\text{kg}/\text{hm}^2$). We found out the optimum value of sensitivity parameters and finished the estimation of single-point yield. Meanwhile, the result demonstrated that Look-up table algorithm is the feasible method to realize assimilation technology can effectively achieve regional winter wheat yield prediction and mapping.

Key words: estimate yield of winter wheat, LAI, WOFOST crop growth model, assimilation

目录

1 引言	1
1.1 研究背景	1
1.2 国内外研究进展	3
1.2.1 作物生长模型研究进展	3
1.2.2 遥感反演叶面积指数 LAI 的研究进展	5
1.3 作物生长模型与遥感信息结合研究进展	8
1.4 研究内容、结构及技术路线	10
1.4.1 研究内容	10
1.4.2 论文结构	11
1.4.3 技术路线	12
2 数据、模型和方法	13
2.1 研究区域概况	13
2.2 数据	14
2.2.1 气象数据	14
2.2.2 农学数据	15
2.2.3 遥感数据	15
2.3 模型和方法	18
2.3.1 发育过程	19
2.3.2 CO_2 同化过程	20
2.3.3 呼吸作用	20
2.3.4 干物质增长和分配	21
2.3.5 叶面积模拟	22
2.4 小结	23
3 遥感反演 LAI 和 WOFOST 模型参数调整	25
3.1 遥感反演 LAI	25
3.1.1 植被指数的选取	25
3.1.2 模型建立和检验	27
3.2 WOFOST 模型参数敏感性分析	29
3.2.1 作物参数确定	31
3.2.2 Simlab2.2 软件	33
3.2.3 EFAST 方法	34

3.2.4 敏感性分析结果	35
3.3 WOFOST 模型参数调整	37
3.3.1 作物参数调整	37
3.3.2 土壤参数调整	39
3.4 小结	40
4 基于遥感信息与作物生长模型同化的冬小麦产量预测	41
4.1 查找表算法	42
4.2 遥感反演数据与 WOFOST 模型同化	43
4.3 结果与分析	44
4.4 小结	47
5 结论和展望	49
5.1 结论	49
5.2 展望和不足	50
参考文献	51
作者简历	57
学位论文数据集	59

1 引言

1.1 研究背景

近年来,环境恶化、资源短缺、全球变化以及人口剧增等重大问题日益严重致使世界各国对粮食安全问题越来越关注。我国是农业大国,促进农业可持续发展和保障粮食安全及其重要。冬小麦的播种面积占我国粮食总播种面积的 1/5,因此是我国主要粮食作物之一(任建强等, 2006)。冬小麦长势监测和产量预报的准确性、及时性和区域性是保障粮食安全、国家经济发展以及人民安居乐业的基础。因此,对农作物长势监测和估产方面的研究成为一个热点,其中卫星遥感和作物生长模拟两项新技术发展最为迅速,潜在研究应用价值巨大,同时存在一些有待深入解决和研究的问题。

随着卫星遥感技术的迅速发展,其已广泛应用于天气预报、灾害监测、作物估产等多个领域。卫星遥感能及时、准确和客观的反映农作物在时间和空间上的分布信息,在其大尺度作物长势的宏观动态监测和产量估算方面具有巨大优势。国内外学者利用遥感技术进行农作物估产研究已有近 40 年的历史,遥感传感器获得的光谱反射率可用来反演作物的生化参数(如 LAI、生物量),通过建立生化参数与产量间的关联模型,便可获得作物产量信息(李卫国等, 2009)。目前,利用遥感技术进行产量预测已从试验研究阶段逐步进入到实际应用阶段。但是,遥感估产也存在一些问题,如遥感估产所建立的模型多为统计模型,缺乏动态性和普适性,在区域间或年份间的通用性差。同时遥感数据容易受到卫星空间分辨率、时相以及雨雪气候等因素的限制,这就降低了遥感估产的准确性。另外,地学遥感信息表征的只是地表或作物冠层的瞬时物理状况,尚不能真正揭示作物生长发育和产量形成的内在机理过程、个体生长发育状况及其环境气象条件对其的影响。因此,要进一步完善卫星遥感估产技术,应当引入基于作物生长机理和过程的作物生长动力模拟模型,获取更多的土壤-作物-大气系统中能量转换及产量形成的信息,促进农业卫星遥感监测的准确性、机理性和实效性。

作物生长模拟是近 30 年来迅速发展起来的一项新技术手段,它综合了计算机技术、生态学、气候学、土壤学等多门学科的知识。通过给定一系列作物参数和相应环境参数,定量模拟作物的生长、发育和产量形成,具有很强的机理性和时间连续性。作物生长模型以农业生态系统物质平衡、能量守恒原理以及物质能

量转换原理为基础,将温度、光照、土壤、水分等外部条件作为环境驱动变量,利用数学物理方法和计算机技术,对作物的光合、呼吸、蒸腾、同化等重要生理生态过程及其与气象、土壤等环境条件的关系进行逐日模拟,人为再现了农作物的生长发育过程。它综合考虑了外部条件(大气、土壤和田间管理等)和作物遗传特性等因素对作物生长的影响,克服了传统的作物-天气统计模型的缺点,是一种面向过程,已成为农业生态模型的研究发展趋势。作物生长模型最初用于单点作物模拟,随着模型结构的不断完善,已能够较好的模拟单点作物的生长状况和产量,已广泛应用于精确农业、农田管理决策、农作物生长评估、农业环境调控、气候变化影响等领域。但是,当作物模拟从单点尺度发展到区域尺度应用时,随空间尺度加大而出现地表、近地表环境的非均质性问题,导致模型中一些参数的获取和区域化方面存在很多困难(刘布春等,2003)。例如地表和作物状况的异质性导致区域性模拟的初始条件(出苗期、初始生物量、初始土壤水分状况等)难以准确获取;对于模拟作物生长过程一些非常重要的变量如叶面积指数、光合有效速率等,由于受品种、气候、土壤等因素影响,导致这些变量的地域变异很大,难以保证作物生长模型在区域尺度上的模拟精度;另外,土壤条件的复杂性和土壤水文常数、灌溉量等资料获取困难等因素制约着大范围作物表面蒸腾量、土壤水分含量、水分胁迫状况的估算;而一些突发性天气灾害以及农田污染等造成作物生长的剧烈变化也很难用作物生长模型准确地模拟出来。因此,若能借助遥感技术的优势,将遥感监测或反演的一些宏观信息用来校正相关参数或者动态嵌入作物模型中,就能有效解决作物模型参数区域化过程中的问题,将提高区域尺度作物模拟的精度,促进作物模拟技术的发展和應用。

综上所述,遥感监测作物宏观状况,作物生长模型模拟作物生长过程,前者表征环境因素对作物影响的结果,具有很强的空间连续性,后者揭示原因和本质,具有时间连续性的优势,两者各有优点和不足。近年来,结合两者优势已成为研究热点,将遥感监测或反演的一些宏观信息同化到作物生长模型模拟过程中成为一种有效途径。通过遥感数据的辅助不仅可以准确实时地获取区域尺度的模型初始输入参数(王人潮和黄敬峰,2002),同时还可以提高作物生长模型的模拟精度(王纯枝等,2005)。本研究将在了解国内外关于遥感信息与作物生长模型结合研究的基础上,开展遥感信息与作物生长模型同化方法的研究。

1.2 国内外研究进展

1.2.1 作物生长模型研究进展

农业系统是一个非常复杂的系统，包含了大量非生物和生物因素间的相互作用，想要弄清农业系统的整体响应十分困难。作物生长模型是一种系统分析方法，能帮助研究人员了解农业系统、气候因子和外部环境等的相互作用。对作物进行生长模拟主要有两个目的，一是及时了解作物生长状况和产量，二是环境变化和栽培措施对作物生长状况和产量的影响，以便做出合理有效的管理决策。

随着对作物生理生态过程机理认识的不断深入和计算机技术的迅猛发展，作物生长模型研究已然成为研究热点。20 世纪 60 年代初，以荷兰和美国为代表的国家开始研究作物生长动态模拟模型。1965 年，荷兰瓦赫宁根农业大学的 de Wit 基于前人有关作物对光截获和转化、叶片光合作用的研究，建立了作物冠层的光合作用模式 (de Wit, 1965)，并定义了 4 种水平下的作物模拟(潜在生产力水平、水分胁迫水平、养分胁迫水平以及病虫害限制产量水平)。随后，美国佛罗里达大学的 Duncan 发表了玉米叶面积与叶片角度对群体光合作用影响的模式 (Duncan et al., 1967)。这些开创性工作立即引起相关学科 (农学、土壤学、植物生理学、气象学等) 的普遍关注，引发了对作物光合作用、呼吸作用、生长过程模拟的广泛研究，进而产生了大量模拟作物生长发育和产量形成过程的模型，从初级模型到复杂的综合模型，最后发展为面向应用的概要模型。

目前已建立的作物模拟模型多达百种，其中主要以荷兰和美国所建的模型为代表，两个国家的作物模型分别代表了两种不同的建模思想，荷兰的作物模型着重研究性和机理性，美国的作物模型更强调预测性、系统性和通用性。二十世纪六、七十年代荷兰模型开始研制，ELCROS 是 De Wit 于 1970 年构建了第一个作物生长动力学模型 (De Wit, 1970)，之后又基于 ELCROS 模型研制出了结构复杂的 BACROS 模型 (Penning and van, 1982)，该模型主要是关于作物呼吸、蒸腾和同化的模拟，描绘作物的生理生态过程更加详细，但是通用性较差。20 世纪 80 年代荷兰作物生长模型进入初步应用阶段。1982 年，H. Van Keulen 等人研制出了第一个普适性强的 SUCROS 概要模型 (Spitters et al., 1989)，可适用于多种作物，如马铃薯、甜菜、小麦等。20 世纪 90 年代，世界粮食研究中心与荷兰瓦赫宁根农业大学共同开发出了具有较大影响的 WOFOST 模型，WOFOST 是由 SUCROS 模

型导出的最早面向应用的模型之一，主要由模拟作物生产潜力模块、土壤水分模块、营养元素平衡模块以及水胁迫下的作物生长模块等一系列模块组成，广泛应用于区域产量预报、风险分析、气候变化影响评价等领域。20 世纪 90 年代，荷兰作物生长模型进入实际可操作阶段，随着应用需求的日益增加，荷兰作物生长模型体系中出现了一系列针对不同应用目的已被软件化、标准化的成熟模型。

20 世纪 80 年代，美国的研究者充分考虑本国的农业特点，通过借鉴荷兰作物生长模型的研究成果，发展了一系列具有美国特色的作物生长模型，其中 CERES 模型主要模拟谷物作物，是一个基于作物-土壤-大气系统的动态模拟模型，目前已开发的主要包括水稻模型 CERES-rice(Ritchie et al., 1986)、小麦模型 CERES-wheat(Ritchie and Otter, 1985)、大豆模型 CERES-soybean(Wilkerson et al., 1983)和玉米模型 CERES-maize(Jones and Kiniry, 1986)等，已被世界各国用于不同条件下的作物栽培、产量估测和干旱评价等。虽然，美国作物生长模型相较于荷兰模型兼具机理性和简化性的优势，但是作物生长模型的模拟过程是复杂的，作物参数、天气变量、管理参数以及土壤变量等仍是几类必须的输入数据，参数和变量众多增加了模型应用的难度。为解决这一问题，美国农业部开发了农业技术推广决策支持系统 DSSAT，其目的是以 CERES 模型和 CROPGRO 模型为核心的众多作物生长模型汇总，将模型输入输出变量及参数格式标准化，极大的促进了各类作物模型的普及应用。DSSAT 系统标志着美国作物生长模型进入模型应用的可操作阶段。

除荷兰和美国外，国外其他一些国家也陆续加入了作物生长模型的研究热潮中。法国农业部(INRA)于 1996 年通过对一些已有模型的修订和简化开发了 STICS 作物生长模型(Brisson et al., 2003)。澳大利亚历经多年研制了以土壤而非植被为核心的 APSIM 系统(Mcown et al., 1996)。日本研制的 SIMRIW 模型引入气象信息的影响模拟 CO_2 浓度对于水稻生长发育的影响，主要强调了模型的应用性和预测能力，(Horie et al., 1995)。

国内作物生长模拟的研究工作相比国外的大量研究成果起步晚了 20 年、且研究力量薄弱、研究成果分散、规模小、不成系统。但是我国所建立的作物模型随着计算机技术的发展不断完善并且取得了一定的研究成果。我国的作物模型注重实用性和预测性，有较强的地域性和经验性。目前，作物计算机模拟优化决策系统 CCSODS (Crop Computer Simulation, Optimization, Decision Making System)是得到实际应用且影响较大的系统，该系统将作物模拟技术与作物优化原理有效的结

合起来，主要对水稻、小麦、玉米和棉花等 4 种在我国种植广泛的农作物进行生长模拟，其机理性、综合性和普适性都较强，可应用于全国范围。1992 年，高亮之等提出了国内首个具有自主版权的大型作物生长实用模型--RICEMOD 水稻钟模型（Gao et al., 1992），通过模拟日长和逐日温度对水稻生长发育和叶龄的影响，揭示不同品种水稻的感光性和感温性等。潘学标等在国外棉花模型研究基础上结合我国棉花实际栽培情况创造出了 COTGRO 模型（潘学标等，1996），该模型着重描述了土壤-棉花-大气系统中的生长发育过程。我国大部分模型的功能单一，有待进一步完善。

1.2.2 遥感反演叶面积指数 LAI 的研究进展

遥感观测只是远距离的辐射测量，但是大部分用户主要对生物量、叶面积指数 LAI 等地表生物物理参数的时空分布感兴趣。定量遥感的基础是反演，是将获取的大量遥感数据转化为人们所需要的各类地面信息的过程。近年来，随着计算机技术、遥感技术及相关学科快速发展，遥感反演成为了新的研究热点。不少研究者对遥感反演地表生物物理参数做了深入的理论和实验研究，建立了许多理论和经验模型。其中叶面积指数 LAI 是应用价值高的生物物理参数，定义为单位地面面积内所有绿叶单面面积之和。它是植被功能模型的关键驱动因素，用于描述物质和能量转换的重要参数，在时间和空间尺度上对 LAI 实时准确的监测有利于作物长势和产量的评估。目前，获取 LAI 大尺度范围分布的唯一方法是遥感反演（Shabanov et al., 2005）。由于遥感传感器各波段间相关性的限制，同时由于地表环境的复杂性，存在大量“同谱异物、同物异谱”现象，致使直接建立地表参数与遥感数据回归模型来提取地表参数的方法难以达到精度要求。随着学者不断深入研究各类地物的光谱特征，将地学特征规律引入数据分析中使得遥感反演取得了大量的研究进展。目前使用遥感技术估算 LAI 的研究方法主要分为三种，（1）是基于植被指数的反演；（2）非参数回归；（3）二向反射反演法。这几种方法各有优缺点，植被指数反演法简单易行，已被广泛应用，其缺点一是由于对土壤背景和植被类型的敏感性使其难以应用于大尺度区域上，二是目前植被指数多种多样，植被指数选取困难，致使该方法的适用性差。以神经网络法为代表的非参数回归法直接拟合所描述的关系，避免输入输出参数间的关系，但是由于物理机制的缺乏致使反演结果难以解释。基于物理模型的二向反射反演法克服了上述 2 种方法的缺点，适合于各种情况，仍处于模型实验阶段，还在不断探索之中。

植被指数反演法是经验反演中最常用的方法，主要突出植被的影响，抑制其他地表信息的影响。植被指数反演法的发展大致经历了三个阶段(田庆久等,1998)。第一阶段以比值植被指数 RVI 为代表，直接由经验法衍生出来，主要是根据原始波段的比值或者波段间的线性作物得到，没有考虑大气影响、土壤、植被间的相互作用，表现了严重的应用限制性。第二阶段产生出了以归一化植被指数 NDVI、土壤调节植被指数 SAVI 等为代表的大量植被指数，其中大部分是基于物理知识，由原植被指数不断改进而来，综合考虑了大气-土壤-植被间的相互作用。第三阶段植被指数的发展主要是针对热红外和高光谱遥感，如温度植被指数 Ts-VI 等。这些植被指数是随着遥感技术发展和应用深入而产生的。

植被指数反演法已由实验阶段转为应用阶段，国内外有大量有关植被指数与地表生物物理参数关系的研究成果。如张仁华等对大量高塔观测数据进行研究，结果表明 NDVI、RVI 与叶面积指数 LAI 均非线性关系，且具有较高的相关性(张仁华, 1996)。Tucker 等为了计算草本植物生物量，构建了基于遥感植被指数反演法的经验模型(Tucker CJ et al,1985)。Manjunath 等在建立植被指数和产量统计模型的基础上，引入了降水量这一气候因子，结果显示模型精度和预测效果高于用单 NDVI 或单一降水量所建模型(Manjunath KR et al,2002)。夏天利用高光谱植被指数构建了冬小麦 LAI 反演的回归模型(夏天等,2013)。Ren 等采用 MODIS-NDVI 遥感数据成功预测了山东省济宁市冬小麦 LAI 和产量 (Ren J Q et al,2008)。植被指数反演法比较简单，适用性强，是一种简单有效的方法，但是其局限性也是显而易见的，如易受到植被密度、冠层结构和大气等影响，模型不易推广，适用性差。因此大家逐渐考虑利用物理模型反演地表生物物理参数。

非参数方法主要是以神经网络法(NN)为代表，它是一种基于节点连接机制的并行计算方法，主要分为生成训练数据集、训练网络和检核神经网络训练效果这 3 步，目前在非参数估计、非线性映射等领域广泛应用。目前国内外学者对神经网络法的研究成果很多，如 Walthall 利用神经网络方法从 ETM+影像中提取出了大豆和玉米的 LAI，并与经验法得到的结果进行了比较分析(Walthall et al.,2004)；Schlerf 则采用神经网络法提取了森林的 LAI(Schlerf and Atzberger,2006)；宋开山分别基于人工神经网络法和植被指数反演法对大豆 LAI 进行估算，并对两种方法进行的比较分析，结果表明神经网络模型大大提高了 LAI 的反演精度(宋开山等,2006)；万华伟通过对 MODIS 像元 LAI 进行神经网络训练改进了 MODIS LAI 产品(万华伟,2007)；马茵驰基于神经网络法反演 LAI，获得了区域冬小麦 1 个时间序列的 LAI

值(马茵驰等,2009)。

入射光源角度和传感器位置的不同所引起的冠层辐射差别称之为二向反射现象。二向反演法是一种基于二向反射机理研究光谱与植被各种理化参数间的相互关系,进而获取参数值的方法。在过去几十年里,国内外学者已发展了二向反射模型主要可归纳为四类:辐射传输模型(RT)、几何光学模型(GO)、混合模型(GO-RT)和计算机模拟模型等。

冠层光谱辐射传输是最早发展起来的理论模型,能够解释冠层内部的辐射传输及交互作用,可以表征植被生理生化参数和冠层反射间的关系(Houborg et al,2007),对连续均匀冠层描述相当理想,在反演植被理化参数方面表现出了强稳定性和可移植性,应用非常广泛,其代表模型是 Sail 模型。几何光学模型反演法是通过光在叶子内部的散射和吸收来模拟叶子的光学特性,是一个基于“平板”的辐射传输模型,其代表模型是 LiStrahler 模型。混合模型综合了辐射传输模型和几何光学模型的优势,既考虑了多次散射的作用,又加入了植被结构和土壤结构的影响因素。计算机模拟模型的核心是蒙特卡洛方法,随着图形图像处理技术和计算机技术的快速发展,该模型模拟已逐步趋于结构真是模拟,可以方便地估算不同植被结构特征对二向反射的影响,但是其最大的缺点是结构设置繁琐,理解难,反演更难。

近年来,国内外学者将多角度遥感数据与二向反射模型相结合反演植被生物物理参数的研究取得了突破性的研究进展(高峰,1997;李小文等,1997;闫广建等,2002)。RAHMAN 利用植被方向反射数据结合非线性最优策略,反推植被反射率模型,然后迭代求得模拟值与实测值之差的最小值,最终确定了反演叶面积指数、叶片反射率等参数的函数(Rahman H,2001)。Shabonov 使用 MODIS 数据结合随机辐射传输模型估算了阔叶林叶面积指数 LAI 值(Shabonov et al,2005)。姜志伟等以河北衡水为研究区,利用 ACRM 冠层辐射传输模型和 MODIS 地表反射率数据反演了叶面积指数 LAI,研究结果表明 LAI 反演结果与当地冬小麦时空分布特征吻合(姜志伟等,2011)。

Landsat、NOAA 等卫星资料均无法满足同一冠层多角度的反射辐射信息需求,同时需要地面观测数据作为辅助信息。李小文等也指出将先验知识引入反演中是非常重要的(李小文等,1998)。因此,迄今为止二向反射模型的研究目前仍处于实验摸索阶段,要实现该模型反演地表生物物理参数还需要大量的实验支持。

在现阶段,经验统计方法的作用是十分重要的,但随着遥感技术的快速发展,

对辐射传输理论研究的不断深入，二向传输反演法的不断完善，遥感物理模型反演将在定量遥感中占据重要地位。

1.3 作物生长模型与遥感信息结合研究进展

Wiegand 等人于 1979 年首次提出作物生长模型的模拟精度可通过引入遥感信息进行改进 (Wiegand et al., 1979)，此后研究人员开展了大量将遥感技术与作物生长模型相结合的研究，其优点在于作物群体的实际生长状况可以利用观测数据来定量描述，不仅可以模拟作物生长发育过程，还可以获取作物生长模拟模型中一些在区域尺度上较难获取的参数，从而使作物生长模型模拟朝着更加准确的方向发展。目前，作物模拟模型与遥感信息的结合的研究方法有很多种，归纳起来主要为强迫法和同化法两种。

遥感信息与作物生长模型结合最初的研究方法是强迫法，该方法直接利用遥感反演数据作为作物生长模型的初始值驱动模型运转，以提高模型模拟的精度。

“强迫”策略使用方便，这种方法的前提是遥感反演值比模型模拟值更能真实准确的反映作物实际生长状况。国内外学者利用强迫法进行遥感信息与作物生长模型结合的研究较多。Delecolle 等采用强迫策略，通过高空间分辨率 SPOT/HRV 遥感数据成功提高了 ARCWHEAT 模型的产量预测精度(Delecolle et al., 1992)。Mass 利用获取的光学遥感数据反演得到玉米叶面积指数 LAI，水分胁迫系数由遥感数据反演得到的地表温度计算而来，最终将遥感反演值作为驱动模型运转的输入参数。结果显示，引入遥感反演信息后的模型在模拟玉米产量方面的精度明显提高(Maas, 1998)。Bunkei 等基于强迫法将利用归一化植被指数 NDVI 通过统计模型反演得到的 LAI 引入 BEPS 生产力模拟模型，成功预测了整个东亚地区的净初级生产力(Bunkei and Masayuki, 2002)。辛景峰由 NOAA/AVHRR 卫星数据反演得到地表温度数据和 NDVI 值，然后结合地理信息系统技术和全球定位系统技术以及地面实测数据建立了作物生育期遥感模式，其次结合 PS-123 作物生长模型构建出一个新的遥感-作物生长复合模型，最终成功估测区域作物产量(辛景峰, 2001)。何英彬在充分考虑寒冷气候对水稻产量的影响，将 MODIS、TM 遥感影像与 SIMRIW 作物生长模型相结合，最终改善了 SIMRIW 模型的模拟精度(何英彬, 2007)。王人潮和黄敬峰等人在水稻模拟模型 ORYZA1 基础上融入农学参数反演模型，建立了 RICE-SRS 遥感数值模拟模型，该模型具有运行成本低、产量模拟精度高以及解决了 AVHRR 数据空间分辨率低的问题。

作物生长模拟中与其生长发育和产量形成有关的参数常常难以获取,遥感信息和作物生长模型的同化是利用优化算法调整这些参数,最小化遥感观测值或反演值与模型模拟值间的差异,进而筛选和估计模型所需最优初始值,重新运转作物生长模型,最终达到优化作物生长模拟过程的方法。一般同化观测量主要选择归一化植被指数 NDVI,叶面积指数 LAI 和蒸散量 ET 等作物生长状态变量。具体的同化方法又可分为两种。

(1) 作物生长模型的初始化参数是直接直接利用遥感数据或者遥感反演变量。该方法主要是利用优化算法通过不断调整作物模型初始值使遥感数据与作物生长模型模拟值构建的代价函数值最小,最终实现模型初始参数的优化。目前,关于此方法的研究成果较多。Dente 等耦合 CERES-Wheat 小麦生长模型和雷达数据数据反演得到 LAI,对田间持水量、小麦播种日期和萎蔫三个参数重新进行初始化,结果表明经过遥感信息同化后的作物生长模型可以准确估测小麦的产量(Dente L et al,2008)。Clevers 等最小化了 SUCROS 模型模拟 LAI 和由可见光和微波遥感数据反演的 LAI 值间的差异,对甜菜的播种日期、生长速率、光能利用率及最大叶面积指数等模型参数及初始条件进行调节,显著提高了产量模拟精度(Clevers J et al,1996)。Launay 等以叶面积指数 LAI 作为结合点,通过耦合 SAIL 辐射传输模型和 SUCROS 作物模型对模型中的敏感性参数进行重新估测,结果表明模型敏感性参数进行重新估测后的产量模拟精度明显提高(Launay M et al.,2005)。Ma 等采用 SCE-UA 算法最小化 WOFOST 模型模拟的 LAI 值和 MODIS-LAI 数据产品共同构建的代价函数,对模型中的关键参数(出苗日期、土壤有效含水量以及生物量等)进行重新初始化,研究表明优化后的模型模拟产量和实际产量拟合度高(Ma G et al.,2011)。Jarlan 等将 SAIL 辐射传输模型反演得到的 SPOT 卫星数据的 NDVI 值同化到植被动力学模型 STEP 中,对模型参数进行重新初始化,有效提高了作物产量的模拟精度(Jarlan L et al.,2008)。Xu 等对冬小麦返青期和成熟期这两个关键生育期进行优化,重新初始化 SWAP 作物模型中关键参数,最终提高了冬小麦生长发育及产量形成的模拟精度(Xu W et al.,2011)。郭建茂首先利用遥感反演得到的蒸散 ET 和叶面积指数 LAI 两个参数,通过同化策略对 WOFOST 模型中的关键参数进行调整,结果表明经过参数调整后的 WOFOST 模型对模拟山东禹城冬小麦的生长具有较好的精度(郭建茂,2007)。赵艳霞将叶面积指数 LAI 作为同化参数,将 MODIS 反演数据与 CERES-Wheat 小麦生长模型进行同化,通过优化小麦的播种日期、种植密度、生育期施氮量和灌溉量等模型所需的初始数

据和参数，最终模拟了小麦的最优产量（赵艳霞等，2005）。

(2)不需要最作物模型参数进行重新初始化，而是利用遥感信息或者遥感反演数据动态地更新作物生长模型变量。常采用变分算法、集合卡尔曼滤波（EnKF）和粒子滤波(PF)等同化算法量化遥感观测值和模型模拟值之间的相对权重。De Wit 在雷达数据反演的土壤含水量基础上，利用 EnKF 同化算法，通过不断更新 WOFOST 模型中关键变量，改善了水平衡条件下模拟精度，整个欧洲西南部冬小麦和玉米的产量预测精度明显提高(De Wit and Van Diepen,2007)。Vazifedoust 等利用 EnKF 算法将 MODIS 数据反演的蒸散量 ET 和叶面积指数 LAI 与 SWAP 模型模拟的 ET 和 LAI 同化预测冬小麦产量。结果表明，提前 1 个月预测冬小麦产量精度较高，而提前 2 个月则会有较大的偏差（Vazifedoust M et al.,2009）。王东伟利用粒子滤波算法，对遥感 MODIS09 反演 LAI 与 CERES-Maize 模型进行同化，对模型参数进行更新，筛选出最优参数集进行模型模拟产量，结果表明在研究区域内同化更新后的模型模拟产量与实测产量拟合度高（王东伟，2008）。此方法的前提是某一时刻模型模拟值的优化可提高其后的模拟精度，综合考虑了遥感监测和模型模拟值间的误差，误差值的准确确定需基于大量试验研究。

综上所述，遥感信息和作物生长模型的耦合方式有各自的优缺点。强迫法是一种简单有效的方式，但是容易受到遥感数据观测时间、空间以及精度的影响，模型参数的遥感反演精度对作物模型模拟精度影响大。而同化法使遥感数据与作物模型耦合的更为紧密，同时允许观测误差的存在，因此同化法的应用越来越广泛，但是它有计算方法复杂，用时长的缺点。实际上，为了研究一个问题，可以将几种方法结合起来使用。

1.4 研究内容、结构及技术路线

1.4.1 研究内容

本文选取河北省藁城市 2010 年冬小麦为研究对象，利用植被指数反演法得到的 LAI 与 WOFOST 模型模拟得到的 LAI 进行同化，最终进行估产。论文研究从以下几个方面进行：

(1) 环境星 CCD 数据结合地面实测数据，利用植被指数反演法对叶面积指数 LAI 进行反演，挑选出相关性高、预测能力最强的植被指数。

(2) 全局敏感性分析，利用 Simlab 软件、模型与实测数据进行耦合，通过地

面实测数据结合经验知识确定参数的取值范围,采用 EFAST 方法对 WOFOST 作物生长模型中的 26 个初始参数进行全局敏感性分析,构建敏感性指数评价各个参数对冬小麦产量形成的影响程度,将敏感性指数大于 0.10 的参数确定为敏感因子,以便用于下一步的模型 LAI 的模拟。在模拟 LAI 时对敏感因子进行优化,其它参数数值由实测计算、查阅文献获得或者直接利用 WOFOST 模型默认值,完成对 WOFOST 模型参数的调整。

(3) 将叶面积指数 LAI 作为驱动因子,选取查找表优化算法,不断调整 TSUM1、SLATB1、SLATB2、SPAN、EFTTB3 和 TMPF4 等 6 个敏感因子的取值,运转模型,直至遥感反演 LAI 值和 WOFOST 模型模拟 LAI 值之间差异最小,从而挑选出最优参数集,最终得到最优产量,与实测产量进行对比分析。

本文基于 WOFOST 模型与地面遥感数据进行耦合,对冬小麦产量进行模拟,进行模型初始参数对产量的敏感性分析,选取简单有效的查找表优化算法,对遥感信息与模型模拟进行同化,挑选出模拟 LAI 的最优参数集,得到最优产量。经过同化后的模型模拟精度显著提高,结合了遥感和模型模拟的优点,为解决实际估产问题提供了新方法。

1.4.2 论文结构

本论文共五章,各章节内容简介如下:

第 1 章,主要介绍了冬小麦估产的研究意义和目前国内外研究发展现状及冬小麦研究目前存在的问题,针对目前所存在的不足和未解决的问题引出了本文研究内容。

第 2 章,主要介绍了研究区的区域概况、研究数据(气象数据、作物数据和遥感数据)和 WOFOST 作物生长模型,并对同步获取的遥感影像数据进行预处理(辐射定标、大气校正、几何校正和影像裁切等)。

第 3 章,利用植被指数反演法提取环境星 CCD 影像中的叶面积指数 LAI 值;采用 EFAST 方法对 WOFOST 模型初始参数进行全局敏感性分析,挑选出敏感参数,对敏感因子进行优化,其它敏感性小的因子由实测计算、查阅文献获得或者直接利用 WOFOST 模型默认值,完成对 WOFOST 模型参数的调整。

第 4 章,根据第 3 章敏感性分析结果挑选出的敏感参数选择查找表优化算法对 WOFOST 模型和遥感反演 LAI 进行同化,不断调整 6 个敏感因子的取值,运转模型,挑选出使反演值与模型模拟值差异最小的最优参数集,最终得到最优产量,

与实测产量进行对比分析。

第 5 章，结论与展望。总结本文研究工作，指出本文工作的主要创新之处及存在的问题，并指出今后进一步的研究方向。

1.4.3 技术路线

根据本文设计的研究目的和研究内容，整体的研究技术路线如图 1-1 所示。

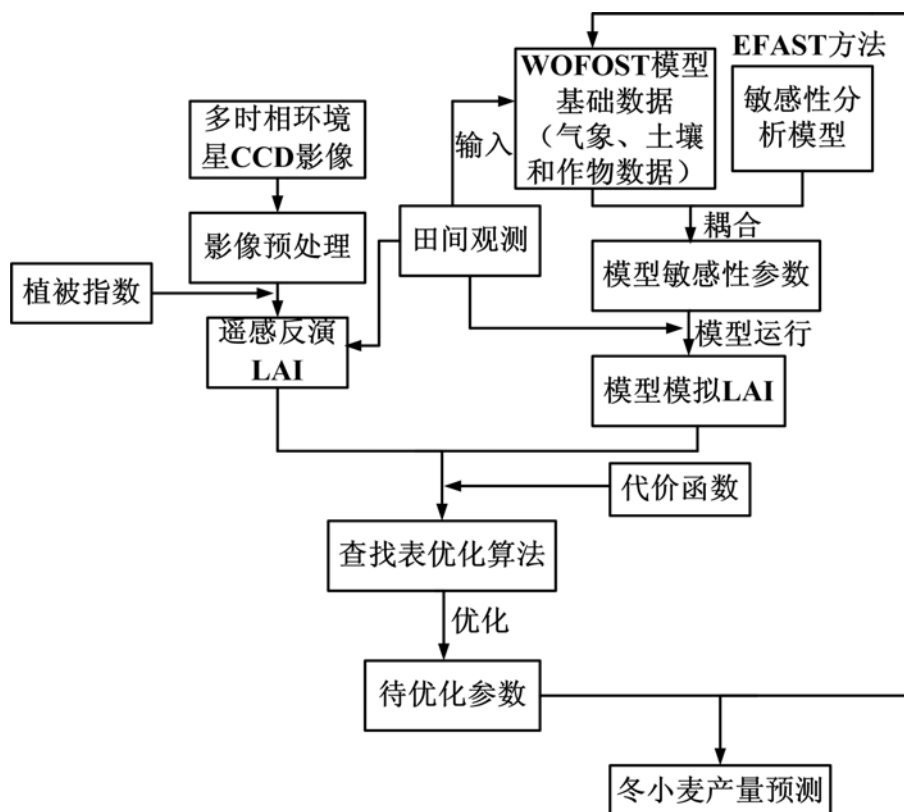


图 1-1 论文总体流程图

Fig.1-1 The overall flow chart

2 数据、模型和方法

本章简要介绍研究区域概况、研究数据（包括气象数据、遥感数据、作物数据）以及研究中所用到的 WOFOST 作物模拟模型。

2.1 研究区域概况

本试验选取藁城市为研究区，该区位于河北省西南部，地处华北平原，地势平坦，是冬小麦的主产区，地理位置介于 $114^{\circ}38'45''\sim 114^{\circ}58'47''$ E、 $37^{\circ}51'00''\sim 38^{\circ}18'44''$ N。气候属于暖温带半湿润大陆性季风气候，表象为冬冷夏热的气候特点，气候因素分布均匀，全境四季分明，年平均气温 12.5°C ，年平均积温基本满足冬小麦生长需要，平均降水量 494 毫米，年平均太阳辐射总量 546.5 千卡/平方厘米，年日照时数 2711.4 小时，无霜期 190 天。土壤主要以风沙土、潮土和褐潮土等类型为主。

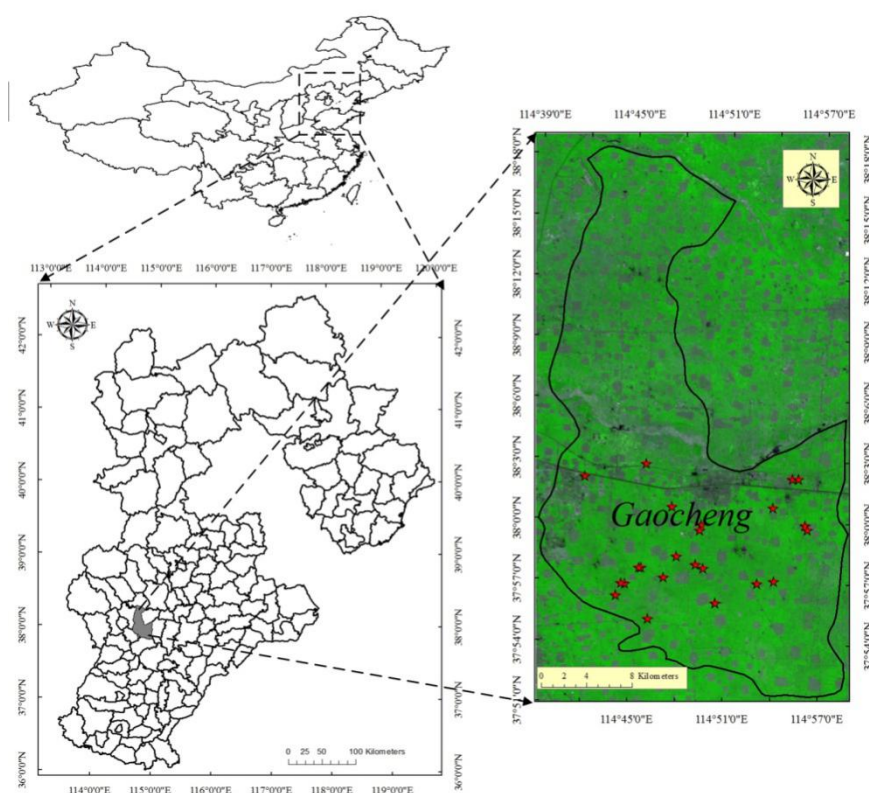


图 2-1 研究区概况及样点分布

Fig. 2-1 Description of the research area and the distribution of sample points

2.2 数据

本研究的主要目的是遥感信息和作物模型相结合，则需要气象数据、作物数据和土壤数据作为 WOFOST 模型的驱动数据，环境星 CCD 数据作为反演作物信息 LAI 的基础数据。

2.2.1 气象数据

所需 2009-2010 年石家庄气象站点(114° 25' E, 38° 18' N)数据由中国气象科学数据共享服务网(<http://cdc.cma.gov.cn/home.do>)下载得到，主要包括每日的日照时数、降水量、水汽压、最低温、最高温、风速等气象要素。由于 WOFOST 模型需要的是总辐射资料，本文采用以下 FAO 公式(2-1)计算得到，将日照时数转化为总辐射。

$$R_s = (a_s + b_s \frac{n}{N}) R_a \quad (2-1)$$

式中， a_s 和 b_s 是由联合国粮食及农业组织 FAO 为不同地区提供的与大气质量有关的参数，由于本研究区藁城市位于温带地区，因此分别采用 0.18 和 0.55， n 为日照时长，可由石家庄气象站获取， N 为可日照时数(公式(2-2))， R_a 为大气上届入射辐射(公式(2-3))。

$$N = \frac{24}{\pi} \omega_s \quad (2-2)$$

$$R_a = 37.6 dr (\omega_s \sin \varphi \sin \delta + \cos \varphi \cos \delta \sin \omega_s) \quad (2-3)$$

式中， dr 为日地距离系数， ω_s 为日面中心的时角， δ 为地球赤道平面与太阳和地球中心的连线之间的夹角（即太阳赤纬）， φ 为测点维度，分别由公式(2-4)计算得到：

$$\begin{aligned} dr &= 1 + 0.033 \cos(0.0172 J) \\ \delta &= 0.4209 \sin(0.0172 J - 1.39) \\ \omega_s &= \arccos(-\tan \varphi \tan \delta) \end{aligned} \quad (2-4)$$

式中， J 为日序。

最后将处理好的气象要素按照 WOFOST 作物生长模型需要的格式建立对应的数据库文件。

2.2.2 农学数据

采用比叶重法对叶面积指数 LAI 进行测定: 测量前记录清楚每个样区的小麦总株数和分蘖数, 选择有代表性的小麦样区, 设定取样面积为 $50 \times 50 \text{ cm}^2$, 快速将取样的小麦样品装于取样袋, 然后带回实验室进行所需各项参数的测定。在所取的样品中选取 15 株的小麦植株, 取下所有展开的小麦绿叶进行称重, 计为 w ; 在小麦叶中间部分选取 1-2cm 的小段剪下, 用直尺测定总宽度, 计算标叶面积 S ; 之后将标叶装入小纸袋烘干, 并用天平称量记为 w_1 ; 将 15 株剩余小麦绿叶全部烘干后重量记为 w_2 ; 剩余植株的绿叶全部摘下擦净烘干后称重记为 w_3 。则叶面积指数的计算公式为:

$$LAI = \frac{w_1 + w_2 + w_3}{w_1 \times A \times 10000} \times S \quad (2-5)$$

式中: w_1 为标叶干重(g), w_2 为 15 株的余叶重, S 表示标叶面积(cm^2), A 为取样面积(cm^2), w_3 为剩余叶片干重。

成熟期在每个样本小区收取 1 m^2 小麦, 晒干后脱粒进行测产, 以获取样本点的产量数据。

2.2.3 遥感数据

2008 年 6 月, 我国为环境监测与灾害损失监测而发射了两颗环境减灾小卫星(environment and disaster reduction small satellites) HJ-1A 和 HJ-1B。其中, HJ-1A 星搭载了 CCD 相机和 HSI 超光谱成像仪, HJ-1B 星搭载了 CCD 相机和 IRS 红外相机, CCD 相机载荷的主要参数以及 HJ-1A 卫星和 HJ-1B 卫星的轨道参数分别如表 2-1 和 2-2 所示。相比于高时间分辨率的 MODIS 数据和高空间分辨率的 TM 数据, CCD 数据同时具有高时间分辨率(2 天)、高空间分辨率(30 m)以及大成像幅宽(360 或 720 km)等特点, 可满足农情监测多时相、大范围的需求, 有利于提高大尺度地表状况动态监测的准确性。所以, 本研究选取环境与灾害监测预报小卫星 CCD 数据作为研究所需遥感数据, 从中国资源卫星应用网站(<http://218.247.138.121/DSSPlatform/index.html>)下载了与地面实验时间准同步的 2 景数据质量较好的 CCD 数据, 分别为 2010 年 5 月 20 日和 5 月 29 日。遥感影像如图 2-2 所示。

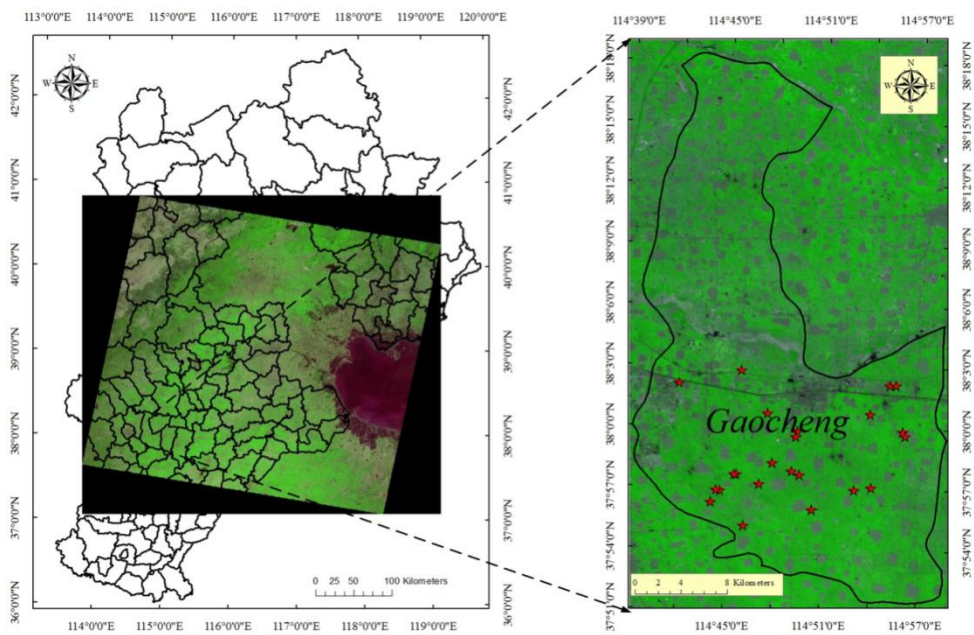


图 2-2 研究区遥感影像图

Fig.2-2 Remote sensing imaging of research area

表 2-1 HJ-1-A/B 卫星 CCD 载荷参数

Tab.2-1 Satellite CCD payload parameters of HJ-1-A/B

有效载荷	波段序列	光谱波段范围(μm)	空间分辨率(m)	成像幅宽(km)	时间分辨率(天)	数传数据率
CCD 相机	1	0.43-0.52	30	360 (单	4	120
	2	0.52-0.60	30	台), 720		
	3	0.63-0.69	30	(两台)		
	4	0.76-0.90	30			

表 2-2 HJ-1-A/B 卫星轨道参数

Tab.2-2 Satellite orbit parameters of HJ-1-A/B

项目	参数
类型	准太阳同步圆轨道
高度(km)	649.093
半长轴(km)	7020.097
轨道倾角($^{\circ}$)	97.9486
轨道周期(min)	97.5605
轨道速度	7.535
每天运行圈数	14+23/31
重访周期(天)	CCD 相机: 2 天 超光谱成像仪或红外相机: 4 天
回归周期(天)	31
回归总圈数	457
降交点地方时	10:30AM \pm 30min
星下点速度(km/s)	6.838

遥感影像预处理是应用数据定量反演地表参数的前提与基础。一般预处理工作包括辐射定标、大气校正和几何校正。其目的是为了消除传感器在成像过程中的影像失真、几何畸变和大气影响等（邓书斌，2010）。本研究主要利用 ENVI4.8 和 ERDAS 软件平台开展遥感数据处理工作。

（1）辐射定标

辐射定标的误差来源主要有以下几个方面：传感器自身误差、观测角度、大气的影响、地形起伏等因素。辐射定标是指利用定标系数将传感器的数字量化输出值（ DN ）转换为对应视场中的辐亮度 L ，从而得到大气层顶太阳辐射能量值（单位： $W/(m^2 \cdot sr \cdot \mu m)$ ），其定标公式为：

$$L = gain * DN + offset \quad (2-6)$$

式中： DN 表示象元值， $gain$ 和 $offset$ 分别代表增益和偏移量，均可根据影像定标参数文件中获取。

（2）大气校正

由于光照和和大气中氧气、 CO_2 、水蒸气和臭氧等众多因素的影响导致遥感器接收到的信号不能准确表征地表物理特征，为了获取地物反射率、地表温度等真实物理模型参数，必须消除影像上记录在辐射亮度里的误差。

本文是利用 FLAASH(Fast Line-of-sight Atmospheric Analysis of Spectral Hypercubes)模块进行遥感数据的大气校正，因为 FLAASH 模块的优势在于其波谱还原精度高，进行大气校正后地物波谱信息保真效果好。它可以从高光谱遥感影像中还原出地物的地表反射率，校正波段范围为 $0.4-3.0 \mu m$ 。该校正模块可支持多种传感器（如 SPOT、ASTER 等），计算精度高，算法运行速度快、易用性较强。FLAASH 模型必须以经过辐射定标后的辐射亮度图像作为输入图像，因此要求将辐亮度产品从 BSQ 存储格式转换为 BIL（或 BIP）存储格式的遥感数据。FLAASH 输入参数包括几何参数：影像中心经纬度、传感器高度、地面平均高程等。大气参数包括水汽含量、气溶胶参数和地表温度参考大气模式的默认值。大气模式为：Mid-Latitude Summer。其他参数输入还包括：研究区获取时间、能见度、卫星类型、波谱范围等。

（3）几何纠正

卫星传感器获取的影像很难完美体现陆表景观的空间特征。有许多因素可使遥感数据产生几何变形，如传感器搭载平台高度、姿态和速度的变化，地球自转和曲率，表面高程（地势、地形）位移及观察投影的变化等。这就需要我们应用

ERDAS、ENVI 等遥感处理软件平台来处理。

本文中采用 ENVI 中的校正模块，选取研究区 Landsat TM 作为基准影像，分别对每幅环境星 CCD 影像进行几何精校正。在影像校正时，每景影像选取 200 个分布均匀的参考点。最终使得每景 CCD 影像经过几何校正后误差都控制在 0.5 个像元以内。

2.3 模型和方法

本研究采用 WOFOST(WORld FOod STudy)模型来模拟冬小麦生长过程。WOFOST 模型是荷兰 Wageningen 大学所研发的，自问世以来得到了广泛应用，如产量预测、农作物生长评估、土地的定量评价等领域。该模型在作物基本发育过程的基础上，解释了作物生长，主要对作物发育、呼吸作用、光合作用、干物质增长及分配、土壤水分平衡、作物蒸腾、LAI 增长以及作物营养平衡等过程进行模拟，并描述了这些过程如何受环境条件的影响。模拟过程如图 2-3 所示。

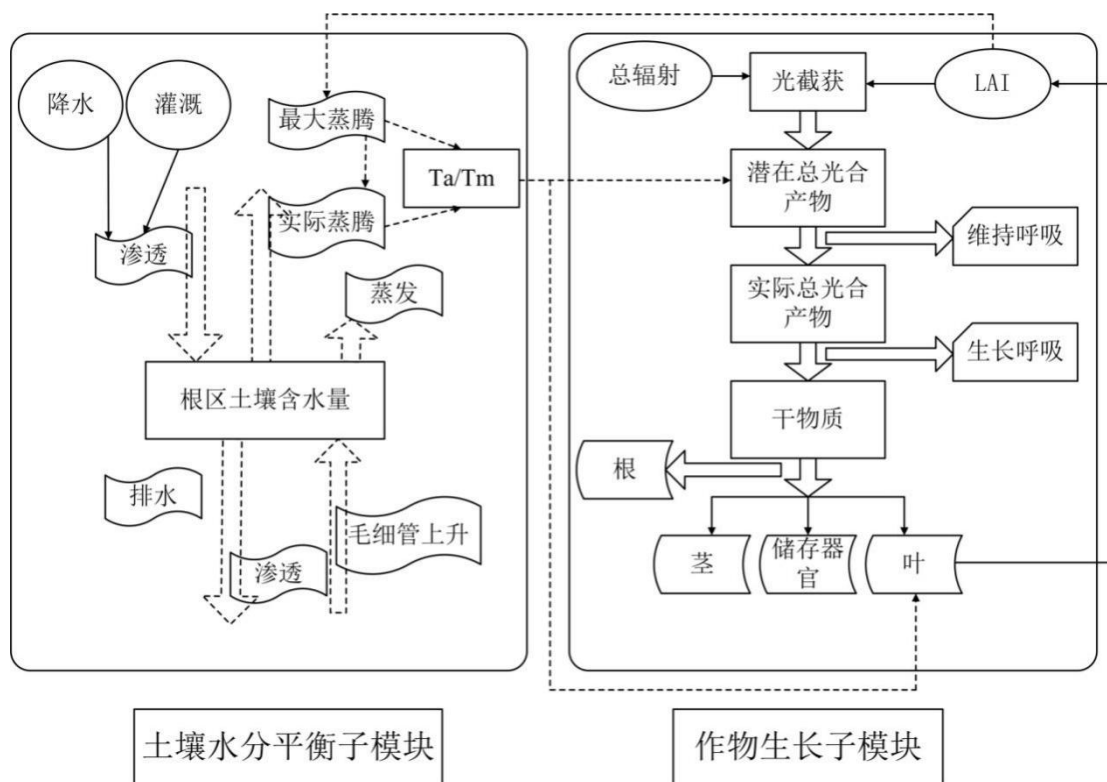


图 2-3 WOFOST 模型对作物生长的模拟过程
Fig.2-3 Simulation process of crop growth in WOFOST

由图 2-3 可知，土壤水分平衡子模块和作物生长子模块共同构成了模型模拟作物生长的过程，两个模块相互作用相互影响。WOFOST 模型根据作物的品质特征，土

壤和营养状况, 生长的气候条件以及田间管理方式, 描述作物从出苗到成熟的基本生理过程。模型以一天为步长, 模拟作物在太阳辐射、温度、降水、作物自身特性等影响下通过光合作用的干物质积累。叶面积指数 LAI 是模型中一个重要的模拟量, 因为 LAI 与植被冠层反射和吸收太阳光的能力直接相关, 影响作物每日的干物质生成量, 最终影响产量形成。WOFOST 模型的具体计算包括作物发育过程、日同化量、呼吸作用、干物质积累分配和土壤水平衡等过程。

2.3.1 发育过程

作物生长是个连续的发育过程, 在其它因子基本满足的情况下, 温度对作物发育起主导作用。WOFOST 模型采用“积温法”模拟发育期, 积温可以衡量发育速率, 将冬小麦的生育期划分为出苗~开花和开花~成熟两个发育阶段。当实际的有效积温达到所需积温时, 认为作物进入该生育期, 每个阶段所需有效积温为模型的发育参数。发育速率为日有效积温占所需有效积温的比例, 其表达式为:

$$D_t = \frac{T_{et}}{TSUM_j} \quad (j=1,2) \quad (2-7)$$

式中, D_t 为 t 时刻冬小麦的发育速率(d^{-1}), T_{et} 为每天有效积温($^{\circ}C$)(公式 2-8), $TSUM_j$ ($j=1,2$) 为完成某一发育阶段所需的有效积温($^{\circ}C \cdot d$)。

$$T_{et} = \begin{cases} 0 & T_t \leq T_{low} \\ T_t - T_{low} & T_{low} < T_t < T_{up} \\ T_{up} - T_{low} & T_t \geq T_{up} \end{cases} \quad (2-8)$$

T_{low} 和 T_{up} 分别为冬小麦发育下限温度($^{\circ}C$)和上限温度($^{\circ}C$), 根据前人研究, 分别取 $T_{low} = 0^{\circ}C$ 、 $T_{up} = 30^{\circ}C$, T_t 为日平均气温($^{\circ}C$), 取日最高气温和最低气温的平均值。

WOFOST 模型同时考虑了光周期对冬小麦产量形成的影响, 公式 (2-9) 为影响因子计算公式:

$$f_{red} = \frac{D - D_c}{D_o - D_c} \quad (0 \leq f_{red} \leq 1) \quad (2-9)$$

式中 D 表示光照时长(h), D_c 为冬小麦通过光周期而开花结实的光照时间临界值(h), D_o 为最适冬小麦生长的光长(h)。

在 WOFOST 模型中用 DVS 表示作物进入的发育阶段的时刻(公式(2-10)), 一

般 $DVS=0$ 定义为出苗期, $DVS=1$ 为开花期, $DVS=2$ 为成熟期。DVS 计算公式如下:

$$DVS = f_{red} * \frac{\sum T_{et}}{TSUM_j} \quad (j=1,2) \quad (2-10)$$

2.3.2 CO_2 同化过程

对一天内瞬时 CO_2 同化速率进行积分可以得到日同化物。WOFOST 模型中, 光饱和时 CO_2 同化速率 A_m ($kg \cdot hm^{-2} \cdot hr^{-1}$) 和所吸收辐射量 I ($J \cdot m^{-2} \cdot s^{-1}$) 的负指数函数形式可以用来表示冠层在 L 处的瞬时光合作用速率 A_L ($kg \cdot hm^{-2} \cdot hr^{-1}$) :

$$A_L = A_m (I - e^{-\frac{\epsilon L}{A_m}}) \quad (2-11)$$

式中 ϵ 为初始光能利用率。

WOFOST 模型中采用 Gaussion3 点积分法对冠层 CO_2 同化进行模拟, 冠层高度分为 3 层且将每天分为 3 个时间点, 首先每层在没时间点的瞬时光合作用速率, 最终每日冠层总的瞬时光合作用速率可由加权求得;

$$L = (0.5 + p\sqrt{0.15})LAI \quad p = -1,0,1 \quad (2-12)$$

$$A_h = \frac{LAI(A_{-1} - 1.6A_0 + A_1)}{3.6} \quad (2-13)$$

$$T_h = 12 + 0.5D(0.5 + p\sqrt{0.15}) \quad p = -1,0,1 \quad (2-14)$$

$$A_d = \frac{D(A_{h,-1} + 1.6A_{h,0} + A_{h,1})}{3.6} \quad (2-15)$$

式中: LAI 表示冠层叶面积指数; A_h 为某一时刻整个冠层的瞬时光合作用效率 ($kg \cdot hm^{-2} \cdot hr^{-1}$); D 为时长, T_h 为每日时序 (hr), $A_{h,-1}$ 、 $A_{h,0}$ 和 $A_{h,1}$ 分别为 Gaussion3 个积分点的瞬时 CO_2 同化速率 ($kg \cdot hm^{-2} \cdot hr^{-1}$), A_d 为 CO_2 日总同化速率 ($kg \cdot hm^{-2} \cdot hr^{-1}$)。

2.3.3 呼吸作用

作物呼吸过程可分为维持生命机能的维持呼吸和同化物转化为作物干物质时的生长呼吸。在参考温度下作物器官的参考维持呼吸与其干物质重呈正比关系, 实际温度下的各器官维持呼吸速率 $R_{m,T}$ ($kg \cdot hm^{-2} \cdot d^{-1}$) 与 $25^\circ C$ 下的维持呼吸

$R_{m,25}$ ($\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2} \cdot \text{d}^{-1}$) 的关系是:

$$R_{m,T} = R_{m,25} * Q_{10}^{\frac{T-25}{10}} \quad (2-16)$$

$$R_M = R_{m,T} \cdot W \quad (2-17)$$

Q_{10} 呼吸商, 河北地区冬小麦 Q_{10} 取值为 2, R_M 为维持呼吸总量 ($\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2} \cdot \text{d}^{-1}$), W 为干物质重 ($\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$), $R_{m,25}$ 、 $R_{m,T}$ 分别为 25°C 和实际温度下各器官的维持呼吸速率 ($\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2} \cdot \text{d}^{-1}$)。

生长呼吸速率其总量 R_g ($\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2} \cdot \text{d}^{-1}$) 的计算公式如下:

$$R_g = (1-C) * (R_d - R_M) \quad (2-18)$$

$$C = \frac{1}{\left(\frac{FL}{CVL} + \frac{FS}{CVS} + \frac{FO}{CVO}\right) * (1-FR) + \frac{FR}{CVR}} \quad (2-19)$$

$$R_d = \frac{30}{44} A_d \quad (2-20)$$

式中: C 为总同化物转化为总干物质效率。 FL 、 FS 、 FO 、 FR 分别代表向叶、茎、穗、根等器官分配的总干物质分配系数。 CVL 、 CVS 、 CVO 、 CVR 分别为表示在叶、茎、穗、根中同化物转化为干物质的效率。 R_d 为每天的 CH_2O 总同化速率 ($\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2} \cdot \text{d}^{-1}$), A_d 为每日 CO_2 的总同化速率, $30/44$ 为 CO_2 和 CH_2O 转换系数。

2.3.4 干物质增长和分配

日作物干物质日增长量 ΔW 为:

$$\Delta W = C * (R_d - R_{m,T}) \quad (2-21)$$

总干物质按一定比例分配到各器官。模型首先将干物质分配为地上 (ΔW_{Above}) 和地下 (ΔW_{RT}) 两部分:

$$\Delta W_{\text{RT}} = FR * \Delta W \quad (2-22)$$

$$\Delta W_{\text{Above}} = (1 - FR) * \Delta W \quad (2-23)$$

然后将地上部分 (ΔW_{Above}) 分配到叶、茎和贮存等器官:

$$\Delta W_{\text{LV}} = FL * (1 - FR) * \Delta W_{\text{Above}} \quad (2-24)$$

$$\Delta WSO = FO * (1 - FR) * \Delta W_{Above} \quad (2-25)$$

$$\Delta WST = FS * (1 - FR) * \Delta W_{Above} \quad (2-26)$$

其中 FL , FS , FO 三者之和为 1。

2.3.5 叶面积模拟

WOFOST 模型中叶面积增长主要分为两个阶段。生长初期叶面积在温度的影响下以指数型方式增长，第二个阶段叶重增长与不同发育期比叶面积主要影响叶面积增长。

WOFOST 模型同一层叶片表示叶龄 $LVAGE$ 相同，叶龄 $LVAGE$ 如公式(2-28)计算得到。所有叶片共分为 N 层，用 $LV(i)$ 表示每层叶片重量，比如在第 $Iday$ 天新增叶片重可用 $LV(1)$ 表示(公式(2-27))。

$$LV(1) = \Delta WLV \quad (2-27)$$

$$LVAGE_i(Iday) = LVAGE_i(Iday - 1) + \frac{T(Iday) - T_{BSE}}{35 - T_{BSE}} \quad (2-28)$$

$LVAGE_i(Iday)$ 表示在第 $Iday$ 天第 i 层叶片的叶龄。 $T(Iday)$ 代表第 $Iday$ 天的平均气温。 T_{BSE} 为生理衰老下限温度。当 $LVAGE_i(Iday) > SPAN$ 时，则第 i 层叶片会因叶片生理衰老而死亡。

叶片自身生理衰老以及因 LAI 值过高或者水分胁迫等原因造成的死亡叶重的计算公式如下：

$$RELV_{N-P} = \sum_{i=1}^{i=N} LV(i) - (DSL V + DAL V) \quad (2-29)$$

$DSL V$ 、 $DAL V$ 分别代表因 LAI 值过高或者水分胁迫、叶片自身生理衰老造成的死亡叶重。 $RELV_{N-P}$ 表示除去死亡叶片后剩余的叶重， $N-P$ 代表除去死亡叶片层数后剩余的叶层数。则第 $Iday$ 天的叶面积指数 $LAI(Iday)$ 为：

$$LAI(Iday) = \sum_{i=1}^{i=N-P} LV(i) * SLA(i) \quad (2-30)$$

$SLA(i)$ 为第 i 层叶片的比叶面积。

2.4 小结

本章对研究区概况进行简单介绍，准备论文所需要的气象数据、农学数据和遥感数据等，完成对遥感影像的预处理（包括辐射定标、大气校正和几何纠正等）。另外，还简要介绍了 WOFOST 作物生长模型的发育过程、干物质的增长和分配、呼吸作用、 CO_2 的同化过程以及叶面积模拟等过程。本章为第三章遥感植被指数反演 LAI 和对 WOFOST 模型参数调整奠定了基础。

3 遥感反演 LAI 和 WOFOST 模型参数调整

卫星遥感和作物生长模拟是近年来发展迅速的两项新技术，在作物长势监测和估产方面有巨大的应用价值。本章就主要介绍了遥感中植被指数反演 LAI 和 WOFOST 模型参数调整。

3.1 遥感反演 LAI

地表植被生理生化参数是解释植被冠层生物物理过程和定量评价地表与大气物质能量交换的关键结构变量。而遥感信息则提供了反演这些关键植被参数的空间和时间连续分布信息。因此，可充分利用遥感信息，有效提取区域时空连续植被关键参数，实现区域和大尺度植被长势监测和产量估算等研究。在反映作物长势的指标中，叶面积指数（Leaf Area Index, LAI）是一个重要且常用的生理物理参数，指地面单位面积内所有绿叶单面面积之和，是衡量植被生长和发育状态的重要因子。LAI 与作物的许多生物物理过程相关联，并且能够与作物的生物量、产量建立较好的关系（冯伟等,2009;刘良云等,2009;浦瑞良等,2000）。已广泛应用于作物长势、物候期、产量和净初生产力预估与获取等方面。快速、准确地获取作物叶面积指数是农业遥感研究的热点。在实际工作中，地表植被覆盖及其生长状况的表征最简单有效参数被认为是植被指数（陆登槐,1997）。目前遥感估算植被参数的方法主要有基于物理冠层反射率模型和基于经验-统计的方法和的方法，基于冠层变量观测变量与光谱植被指数关系的经验统计方法具有简单和计算效率高的优势。大量研究表明，植被在近红外和可见光波段的光谱反射与 LAI 相关性高，光学遥感是估算 LAI 动态变化的有效手段。利用 LAI 与作物植被指数间的关系来反演 LAI 的方法已在区域和大尺度遥感反演中得到广泛应用（Fang H et al,2003; Houborg R et al,2009; Colombo R et al,2003; Gitelson A et al,2005）。因此，本研究决定采用植被指数反演法推算 LAI。

3.1.1 植被指数的选取

植被指数是利用卫星不同波段探测数据经线性或非线性组合而成的，是遥感领域中用来评价作物生长状况的标准，主要反映植被在可见光、近红外波段反射与土壤背景之间差异，比单波段探测生物量有更好的灵敏性。植被指数被看作是

叶面积指数(LAI)、植被覆盖率、生物量叶绿素含量以及被吸收的光合有效辐射 (APAR) 等一系列生物物理参量的综合体现, 并且已在作物识别、植被覆盖密度评价、土地利用覆盖探测以及作物预报等方面得到广泛应用。

目前植被指数有很多种, 本研究参考已有文献, 主要选取了 7 个在反演冬小麦 LAI 方面效果较好的基于宽波段反射率的植被指数。分别与实测数据进行回归统计, 从中选取反演指示性、稳定性和预测能力都较好的植被指数。具体植被指数如表 3-1 所示。

表 3-1 冬小麦 LAI 反演各类植被指数公式

Tab. 3-1 Formulas of the vegetation index for retrieving winter wheat LAI

名称	计算公式
Green NDVI 归一化绿度植被指数	$GNDVI = (\rho_{NIR} - \rho_G) / (\rho_{NIR} + \rho_G)$
NDVI 归一化植被指数	$NDVI = (\rho_{NIR} - \rho_R) / (\rho_{NIR} + \rho_R)$
WDRVI 宽动态归一化植被指数	$WNDVI = (0.1 * \rho_{NIR} - \rho_R) / (0.1 * \rho_{NIR} + \rho_R)$
ARVI 大气阻抗植被指数	$ARVI = (\rho_{NIR} - \rho_{RB}) / (\rho_{NIR} + \rho_{RB})$ $\rho_{RB} = \rho_R - \gamma(\rho_B - \rho_R)$ $\gamma = 1$
EVI 增强型植被指数	$EVI = 2.5 * (\rho_{NIR} - \rho_R) / (1 + \rho_{NIR} + 6 * \rho_R - 7.5 * \rho_B)$
MSAVI 土壤宽度调节植被指数	$MSAVI = [2 * \rho_{NIR} + 1 - \sqrt{(2 * \rho_{NIR} + 1)^2 - 8 * (\rho_{NIR} - \rho_R)}] / 2$
DVI 差值植被指数	$DVI = \rho_{NIR} - \rho_R$

注: ρ_B 、 ρ_G 、 ρ_R 、 ρ_{NIR} 分别为蓝波段、绿波段、红波段和近红外波段的反射率

GNDVI (Green Normalized Difference Vegetation Index) 一般用于植被生物量、健康度和营养状况的估测。已有研究证明 GNDVI 与氮素的摄入和作物产量的关系密切, 在估测作物长势和产量方面有较好的效果(Wang F-M et al,2007; Kimura R et al,2004)。

NDVI (Normalized Difference Vegetation Index)是指示植被覆盖度及植被生长状况的最佳因子。NDVI 在土地利用覆盖监测、作物识别和作物产量预报等方面应用广泛。当作物 LAI 大于 3 时, NDVI 值增加延缓降低了植被检测灵敏度。Gitelson 为了改进这种现象, 在 NDVI 基础上对近红外波段反射率引入了调节系数, 最终衍生出了一种新的植被指数 WDRVI, 提高了植被指数在 LAI 高值区的响应范围 (Gitelson A et al,2004)。

ARVI (Atmospheric Resistant Vegetation Index)减小了大气条件对植被指数的影响。该植被指数相比于 NDVI, 在红波段完成大气自我校正。用蓝红波段的辐射亮度差异即红蓝波段(RB)替代了 NDVI 中的红波段, 减小了大气散射对红波段的影响。

响。ARVI 的大气敏感性明显高于 NDVI(Chen JM et al,1996)。

EVI(Enhanced Vegetation Index)是在大气阻抗植被指数 ARVI 和抗土壤植被指数 SAVI 的基础上,进一步校正了残留气溶胶和土壤背景影响,综合处理了大气、土壤和饱和问题(Wang Q et al,2005)。

MSAVI (Modified Soil-Adjusted Vegetation Index)是在土壤调节植被指数 SAVI 的基础上进行改进的一个植被指数,增加了由实际情况确定的土壤调节系数 L,使其能适用于不同的土壤背景,其取值范围是 0-1, L=0 表示植被覆盖度为 0, L=1 代表土壤背景影响为 0(Qi J et al,1994)。

DVI (Difference Vegetation Index)对土壤背景变化敏感,能较好地反映植被覆盖度的变化,有利于对植被生态环境的监测。当植被覆盖度为 15%-25%时, DVI 随植被生物量的变化而变化,当覆盖度高于 80%时,其灵敏性有所降低(Jiang Z et al,1994)。

3.1.2 模型建立和检验

本文选择 2010 年河北省藁城市冬小麦为研究对象,主要对 5 月 20 日开花期和 5 月 29 日灌浆期这两个关键生育期进行研究。环境星 CCD 数据经过大气校正和几何纠正得到地表反射率,在 ENVI 中分别计算上述表 3-1 中的植被指数,根据 22 个地面实测 GPS 点,分别提取出对应 GPS 点的植被指数值。在 22 个实测点中随机选择 15 个实测 LAI 与对应点的植被指数构建统计模型,分别计算各个模型的 R^2 和 RMSE,筛选出与 LAI 拟合度最好的模型,用剩余的 7 个数据进行验证。开花期和灌浆期模型建立和检验结果分别如表 3-2 和 3-3 所示。

本文采用决定系数 (R^2) 和均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 两个参数来共同评价模型的准确性,两者均是评价反演结果离散性和准确性的重要指标。决定系数越高,均方根误差越低,说明模型具有越强的预测能力。RMSE 按照以下公式计算:

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2 / n} \quad (3-1)$$

式中, y_i 为实测 LAI; x_i 为估测 LAI; n 表示样本数。

表 3-2 开花期冬小麦的建模和检验结果

Tab. 3-2 The results of modeling and validation at anthesis stage of winter wheat

植被指数	最优模型	建模 R^2	建模 RMSE	验证 R^2	验证 RMSE
GNDVI	$y = 24.107 * x - 11.123$	0.551	0.932	0.671	0.699
WDRVI	$y = 24.08 * x + 14.65$	0.793	0.633	0.801	0.625
EVI	$y = 35.4 * x - 12.199$	0.964	0.410	0.901	0.531
MSAVI	$y = 36.623 * x - 10.205$	0.851	0.538	0.896	0.369
NDVI	$y = 29.816 * x - 13.475$	0.787	0.642	0.779	0.634
ARVI	$y = 24.655 * x - 8.6164$	0.828	0.578	0.724	0.944
DVI	$y = 58.495 * x - 10.559$	0.817	0.595	0.900	0.422

表 3-3 灌浆期冬小麦的建模和检验结果

Tab.3-3 The results of modeling and validation at filling stage of winter wheat

植被指数	最优模型	建模 R^2	建模 RMSE	验证 R^2	验证 RMSE
GNDVI	$y = 16.836 * x - 7.1678$	0.337	0.851	0.972	0.361
WDRVI	$y = 14.193 * x + 9.3662$	0.719	0.554	0.953	0.279
EVI	$y = 24.001 * x - 5.7934$	0.920	0.470	0.991	0.428
MSAVI	$y = 29.309 * x - 6.0706$	0.785	0.484	0.940	0.272
NDVI	$y = 19.918 * x - 8.6284$	0.715	0.558	0.910	0.507
ARVI	$y = 14.92 * x - 4.7798$	0.827	0.434	0.830	0.690
DVI	$y = 53.343 * x - 6.7879$	0.777	0.493	0.932	0.276

从表 3-2 和 3-3 看出,除了 GNDVI 以外,其他 6 个植被指数均能很好的预测冬小麦的 LAI,综合考虑建模和验证的 R^2 、RMSE,最终选定 EVI 作为反演 LAI 的植被指数。开花期和灌浆期最终选定的最优模型如表 3-4 所示,建模和验证的散点图分别如图 3-1 和 3-2 所示。

表 3-4 开花期和灌浆期最优模型

Tab. 3-4 The optimal models at anthesis and filling stage

生育期	模型	建模 R^2	建模 RMSE	验证 R^2	验证 RMSE
开花期	$y = 35.4 * x - 12.199$	0.964	0.410	0.901	0.531
灌浆期	$y = 24.001 * x - 5.7934$	0.920	0.470	0.991	0.428

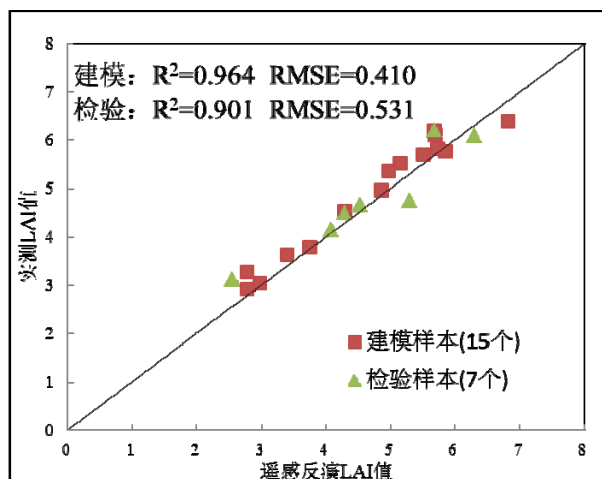


图 3-1 开花期建模和检验结果图

Fig.3-1 The results of modeling and validation at anthesis stage

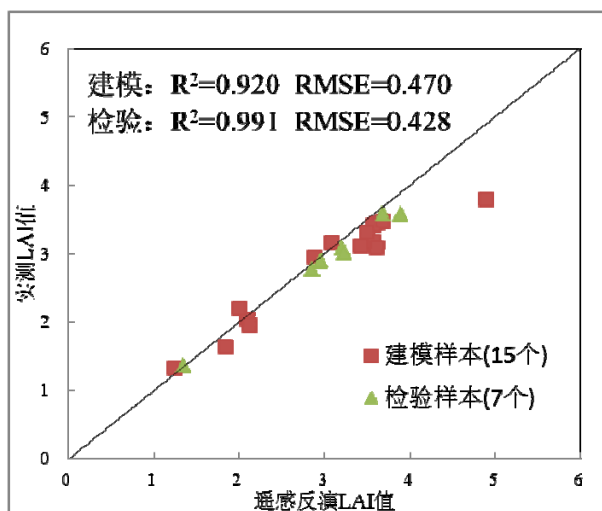


图 3-2 灌浆期建模和检验结果图

Fig.3-2 The results of modeling and validation at filling stage

3.2 WOFOST 模型参数敏感性分析

WOFOST 模型最初是为评估热带地区的一年生作物生产潜力，由世界粮食研究中心和瓦赫宁根农业大学共同研制的作物模拟模型。WOFOST 模型在过去的 20 年中，已经在欧洲国家的产量风险分析、不同品种间产量变化和气候变化对农业生产的影响等许多方面得到广泛研究。

小麦是世界分布最广的主要粮食作物之一，其适应性强。我国华北地区与欧洲地区相比气候差异明显，主要表现在华北地区属温带大陆性季风性气候，全境四季分明，具有冬冷夏热的气候特点；在冬小麦整个生育期内欧洲地区的气候变

化较小, 在小麦旺盛生长期间气温则偏低。此外, 在土壤类型、土壤含量以及土壤肥力等方面在两个地区的差异较大。因此, 必须先对 WOFOST 模型进行参数适应性检验和调整才能用来模拟华北地区冬小麦的生长发育过程及其产量, 确定适应当地气候类型的作物模型参数对准确模拟作物生长至关重要。

本节在前人研究成果基础上, 先对 WOFOST 模型中的一些作物参数进行敏感性分析, 然后按照敏感性指数, 对参数进行适当的调整, 以使模型能够较好地模拟本研究区 LAI 和产量。

敏感性分析是指所输入参数的变化对得到结果的影响程度, 找出对作物模型模拟结果影响较大的主要敏感参数, 作为研究对象, 把不敏感参数用确定值或经验值代替。这样既可以有效地保证一定的生物学意义和模拟效果, 又适当减小计算量, 提高模型模拟的效率(张添等,2011)。

目前, 敏感性分析方法可分为局部敏感性分析(Local sensitivity analysis)和全局敏感性分析(Global sensitivity analysis)两种(徐崇刚等,2004;Saltelli et al,1999)。前者是在输入的多个变量中, 每次只改变一个变量, 其余变量固定, 来分析这一个变量对模拟结果的影响, 此方法缺乏考虑参数之间的相互作用对模拟结果的综合影响, 分析结果比较片面。全局敏感性分析方法可以同时检测多个模型参数变化对模拟结果的影响, 因此在模型分析中应用变得越来越广泛, 如 Hoang 通过选取 MODIS 数据的近红外和短波红外两个波段对叶片等效水厚度(EWT)进行了全局敏感性分析, 发现两者的比值对 EWT 更敏感(HOANG, 2005)。姜志伟通过 EFAST 方法对 CERES-wheat 模型作物参数及田间管理参数进行了全局敏感性分析, 研究表明 EFAST 敏感性分析是模型参数“本地化”和选择最佳“区域化”优化变量的有效方法(姜志伟等,2011)。目前, 国内关于 WOFOST 作物模型进行全局敏感性分析研究的文献报道还不多见。

本文将 WOFOST 作物生长模型与 Simlab 敏感性分析软件进行耦合, 选取 EFAST 方法对模型参数进行全局敏感性分析, 分析各个参数对冬小麦产量形成的影响程度, 根据敏感性指数的大小, 筛选出敏感性高的因子。具体流程图如图 3-3 所示。

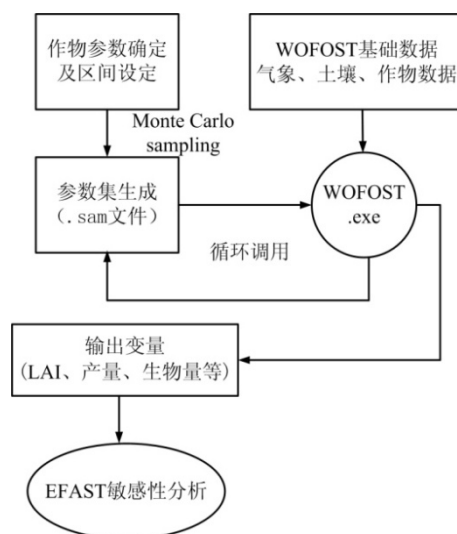


图 3-3 敏感性分析流程图

Fig.3-3 Flow chart of sensitivity analysis

3.2.1 作物参数确定

作物生长参数对生物量的积累和产量的形成有直接影响，但是不同参数对产量形成的影响程度不同。为了找出对作物模型模拟结果影响程度大的主要参数，更好地调试参数，有必要先对生长参数进行敏感性分析，这样既适当减小了计算量，提高了模型模拟速率，又保证了参数的生物学意义和模拟效果。近年来，国内外学者就敏感性分析这一热点做了很多研究工作，并取得了突破性的研究进展。如马玉平等人选取固城、泰安和郑州三个代表站点，对 WOFOST 模型作物参数进行敏感性分析，调整参数使模型更好的模拟华北冬小麦生长过程。郭建茂等人以禹城市为研究区，对 WOFOST 模型作物参数进行敏感性分析。本文基于前人研究成果，最终挑选出 26 个参数进行全局敏感性分析，它们的主要取值范围如表 3-4 所示。

TSUM1 和 TSUM2 分别为 WOFOST 模型中出苗-开花和开花-成熟两个发育阶段的有效积温。积温可以作为衡量作物生长发育的指标，准确的模拟出各个生育期的精确时间，对模拟 LAI、生物量的积累和产量的形成等是非常重要的，因此本文结合实际气象数据，给定积温一个取值范围并进行敏感性分析。

LAI 的增长与叶片重量和不同发育阶段的比叶面积(SLATB)密切相关。在早期的研究中，SLATB 通常取为常数，如 WOFOST 默认值为 $0.00212 \text{ hm}^2 \cdot \text{kg}^{-1}$ 。马玉平利用多年试验数据计算不同发育阶段的 SLATB，根据计算结果确定 SLATB 的取值范围为 $0.001\text{-}0.004 \text{ hm}^2 \cdot \text{kg}^{-1}$ 。本文对 DVS=0.0、DVS=0.5 和 DVS=2.0 时的 SLATB

进行敏感性分析，分别记为 SLATB1、SLATB2 和 SLATB3。

WOFOST 中的叶片衰老指数(SPAN)指叶片在日平均温度为 35℃时生长所能存活的天数，是计算叶龄的主要参数，同时也是影响 LAI 变化的重要参数之一。实际上，生长中后期时日平均温度达到 25℃以上就开始对小麦有逼熟作用。因此，WOFOST 的默认值(31.3d)明显偏高，用该默认值模拟的中后期 LAI 普遍偏高。本文先对此参数进行敏感性分析，后进行优化，以期获得更加合理的数值。

初始总干物重(TDWI)和出苗时叶面积指数(LAIEM)也是对 LAI 增长和产量形成影响较大的两个参数。经过前人的大量研究，最终确定 LAIEM 的取值范围是 $0.0007-0.30 \text{ hm} \cdot \text{hm}^{-2}$ 、TDWI 的为 $0.5-300 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ ，其中 TDWI 值根据实测计算，最终取值范围缩小为 $100-300 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ 。

计算光合速率的两个重要的特性参数之一是通常 CO_2 浓度和高光强下的叶片光合作用最大速率(AMAX)，主要影响干物质的形成，对作物生长模拟非常重要。国外研究成果确定其数值在 $25-80 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2} \cdot \text{hr}^{-1}$ 之间。本文对 DVS=0.0、DVS=1.0、DVS=1.3 和 DVS=2.0 时的 AMAX 进行敏感性分析，分别记为 AMAX1、AMAX2、AMAX3 和 AMAX4。由于 AMAX 还受白天温度的影响，因此也对其影响系数 TMPF 做敏感性分析，分别记 0℃、10℃、20℃、30℃和 40℃条件下得 TMPF 为 TMPF1、TMPF2、TMPF3、TMPF4 和 TMPF5。

单叶光能初始利用效率(EFFTB)是另一个重要的光合特征参数，分别对 0℃、10℃、20℃、30℃和 40℃条件下的 EFFTB 进行敏感性分析，分别记为 EFFTB1、EFFTB2、EFFTB3、EFFTB4 和 EFFTB5。

同化物转化效率是影响同化物分配的重要参数，影响生物量的生成，最终影响产量的形成，所以对叶生长同化物转化速率(CVL)、贮存器官生长同化物转化速率(CVO)、根生长同化物转化速率(CVR)和茎生长同化物转化速率(CVS) 进行敏感性分析。

表 3-5 WOFOST 模型参数及波动范围
Tab.3-5 Range of input variables for WOFOST model

参数	上限	下限	参数	上限	下限	参数	上限	下限
TSUM1	1300	1500	EFFTB2	0.0	1.0	TMPF2	0.0	1.0
TSUM2	500	800	EFFTB3	0.0	1.0	TMPF3	0.0	1.0
TDWI	100	300	EFFTB4	0.0	1.0	TMPF4	0.0	1.0
LAIEM	0.0007	0.30	EFFTB5	0.0	1.0	TMPF5	0.0	1.0
SLATB1	0.001	0.004	AMAX1	25	50	CVL	0.5	1.0
SLATB2	0.001	0.004	AMAX2	30	60	CVO	0.5	1.0
SLATB3	0.001	0.004	AMAX3	40	80	CVR	0.5	1.0
SPAN	20	30	AMAX4	30	60	CVS	0.5	1.0
EFFTB1	0.0	1.0	TMPF1	0.0	1.0			

3.2.2 Simlab2.2 软件

Simlab2.2 是由 Monte Carlo 设计的基于敏感性分析的一个软件。该软件包括预处理、模型运行和后处理 3 个模块。对待分析参数进行采样后，通过模型运行得出结果，进而利用后处理模块对“输入输出对”进行敏感性分析。

利用 Simlab2.2 对 WOFOST 模型中小麦参数进行研究。研究流程主要涵盖了四个部分：样本数据产生、分析方法选择、执行模拟过程及最后得出分析结论。第一部分通过选取均匀分布函数对所研究的小麦变量进行插值，之后利用模型插值生成.sam 的样本数据。第二部分中，本文选择 EFAST 分析方法。Simlab2.2 软件包括外部和内部两种模型。在执行时，内部模型相对简单，适用于经验模型。外部模型(如图 3-4)能够加载并读取文件，对繁琐的模型比较适用（何维等，2013）。对于 WOFOST 模型在进行敏感性研究时就选取外部模型。

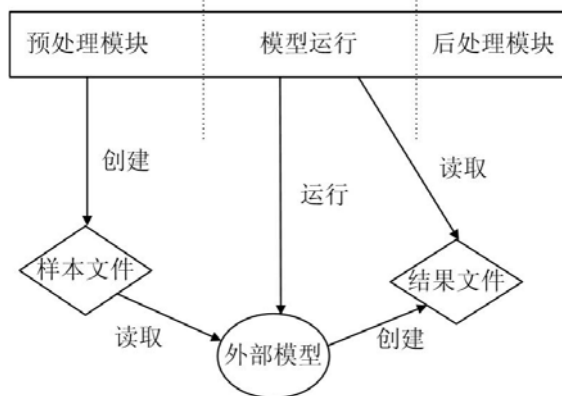


图 3-4 外部模型运行图

Fig.3-4 External model execution schema

3.2.3 EFAST 方法

EFAST 法是 Saltelli (Saltelli A et al.,2009) 等人结合 Sobol' 法和傅立叶振幅敏感性检验法(Fourier Amplitude Sensitivity Test, FAST)的优势所提出的基于方差的定量全局敏感性分析方法, 具有稳定性好、成本低和计算效率高等特点。该方法就是随模型输入参数变化而得到的模型结果的方差来反映研究参数的敏感度和对模型结果变化的贡献程度。模型结果 Y 的总方差 $V(Y)$ 由各参数 x_i 及参数间相互作用的方差得到, 模型结果的总方差 $V(Y)$ 可分解为:

$$V(Y) = \sum_i V_i + \sum_{i \neq j} V_{ij} + \sum_{i \neq j \neq m} V_{ijm} + V_{12 \dots k} \quad (3-2)$$

式中, $V(Y)$ 为模型结果 Y 的总方差, V_i 为参数 x_i 的方差, $V_{ij} \sim V_{12 \dots k}$ 为各参数相互作用的方差。

$$V_i = V[E(Y / x_i)] \quad (3-3)$$

式中, $E(Y / x_i)$ 为 Y 对 x_i 的条件期望; $V[E(Y / x_i)]$ 为 Y 对 x_i 的条件期望的方差。

$$V_{ij} = V[E(Y / x_i, x_j)] - V_i - V_j \quad (3-4)$$

式中, $E(Y / x_i, x_j)$ 为 Y 对 x_i, x_j 的条件期望, $V[E(Y / x_i, x_j)]$ 为 Y 对 x_i, x_j 的条件期望的方差。

条件期望的方差称为主影响, 可反映参数 x_i 对模型结果 Y 方差的显著性。因此, 各参数及参数相互作用的方差与总方差的比值, 即敏感性指数, 能很好的说明各参数对模型结果变化的贡献。参数 x_i 的一阶敏感性指数 S_i 反映了参数 x_i 对模型结果总方差的直接贡献率, 可定义为:

$$S_i = \frac{V_i}{V} \quad (3-5)$$

同理, 参数 x_i 的二阶及三阶敏感性指数可定义为

$$S_{ij} = \frac{V_{ij}}{V}, S_{ijm} = \frac{V_{ijm}}{V} \quad (3-6)$$

独立参数 x_i 和参数间的相互影响可用总敏感性指数来表示, 即各阶敏感性指数之和。

$$S_{T,i} = S_i + S_{ij} + S_{ijm} + \dots + S_{12 \dots i \dots k} \quad (3-7)$$

式中, $S_{T,i}$ 为参数 x_i 的总敏感性指数; $S_i \sim S_{12 \dots i \dots k}$ 为参数 x_i 一阶至 k 阶敏感性

指数。

参数 x_i 的敏感性指数越大, 说明该参数直接和间接对模型结果 Y 的贡献越大, 越能解释模型结果的变化方差。应用 EFAST 方法通过对模型结果方差的分解, 可定量地获得每一个参数各阶及总敏感指数, 从而检验和分析各参数的变化对作物模型模拟结果的直接和间接影响。

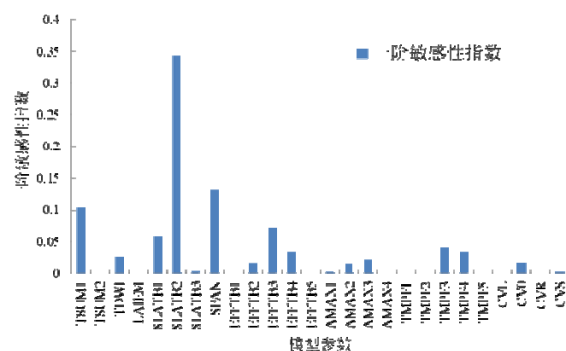
3.2.4 敏感性分析结果

利用可执行程序与敏感性分析 Simlab 软件耦合, 主要采用 EFAST 方法进行 WOFOST 模型作物参数对产量影响程度进行全局敏感性分析。首先将表 3-5 中的 26 个参数按照均匀分布插值生成 5000*26 个数据样本, 将该数据样本存储到一个查找表中。其次, 在 MATLAB 中循环调用 5000 次 WOFOST 模型可执行性程序, 对应输出 5000 个 LAI、产量(TWSO)等变量, 同时也存储到上述查找表中。最后采用 EFAST 方法进行 26 参数对产量的敏感性分析, 根据敏感性指数值的大小筛选敏感因子。分析结果如表 3-6 和图 3-5 所示。

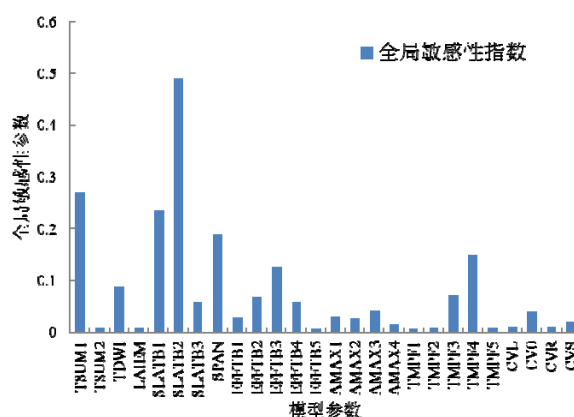
表 3-6 WOFOST 模型参数一阶和全局敏感指数

Tab.3-6 First order and Global sensitivity indexes of model parameters in WOFOST

参数	一阶敏感性指数	全局敏感性指数	参数	一阶敏感性指数	全局敏感性指数	参数	一阶敏感性指数	全局敏感性指数
TSUM1	0.1034	0.270557	EFFTB2	0.0143	0.068712	TMPF2	0.000153	0.009026
TSUM2	0.000705	0.0091	EFFTB3	0.0728	0.126313	TMPF3	0.0425	0.070621
TDWI	0.0273	0.08884	EFFTB4	0.0326	0.059396	TMPF4	0.0334	0.148511
LAIEM	0.000057	0.007375	EFFTB5	0.000016	0.006158	TMPF5	0.000075	0.00928
SLATB1	0.0577	0.23652	AMAX1	0.0027	0.030152	CVL	0.000708	0.011343
SLATB2	0.3443	0.490041	AMAX2	0.014	0.025499	CVO	0.0158	0.039908
SLATB3	0.0033	0.056644	AMAX3	0.022	0.040817	CVR	0.00061	0.011674
SPAN	0.1323	0.190606	AMAX4	0.00078	0.015602	CVS	0.003	0.020803
EFFTB1	0.0011	0.028386	TMPF1	0.000024	0.006391			



(a)



(b)

图 3-5 WOFOST 模型参数一阶(a)和全局敏感指数(b)

Fig.3-5 First order (a)and Global sensitivity indexes (b)of model parameters in WOFOST

冬小麦 26 个作物参数对产量的一阶敏感性指数(局部敏感性分析)和全局敏感性指数(全局敏感性分析)结果表明,全局敏感性分析综合考虑参数自身及参数间相互作用对模拟结果的影响,得到的是各参数变化对模拟结果影响的总贡献,筛选和提取的敏感参数更有利于模型结果改进和优化。所选取的 WOFOST 作物生长模型 26 个参数中有 6 个参数比较敏感,敏感性指数均超过 0.10。其中 DVS=0.5 时的比叶面积(SLATB2)参数是影响冬小麦产量最为敏感的作物参数,可解释作物产量变化方差的 49.0%,而 SLATB1 的敏感性指数也达到了 0.237,比叶面积可定义为叶的单面面积与其干重之比,比叶面积的大小一般与受光强弱程度有关,这就说明出苗时和 DVS=0.5 时的比叶面积可以变相表征出光合作用的程度,对 LAI 的增长和干物质的形成都较为敏感。其次是出苗到开花期的有效积温 TSUM1,总敏感指数为 0.271,而 TSUM2 改变对产量的影响不显著。这是因为模型中实际累积温度与 TSUM1 的比值表征作物发育进程,与 LAI 动态变化、干物质分配等密切相

关。另外, SPAN 是计算叶龄的重要参数, 其敏感指数也达到了 0.191。20℃条件下的单叶光能初始利用效率 EFFTb3 和 30℃条件下对最大 CO_2 同化率的影响系数 TMPF4 也较敏感, 敏感性指数分别达到了 0.126 和 0.149。这两个参数是影响光合速率的重要光合特征参数, 光合速率的大小直接影响生物量的形成, 而温度对叶片中酶的活性有影响, 直接关系到光合速率的快慢, 因此这两个参数对产量的形成较为敏感。

综上所述, 以上 6 个参数是 WOFOST 模型作物参数“本地化”时首要考虑调整和优化的。剩余 20 个参数敏感指数不足 0.10, 认为是对产量形成敏感性小或者不敏感的参数, 可以采取其他方法对这些值进行固定。

3.3 WOFOST 模型参数调整

通过上述敏感性分析结果, 选定 Tsum1、SLATb1、SLATb2、SPAN、EFFTB3 和 TMPF4 这 6 个参数为待优化参数, 对 WOFOST 模型中其他参数进行适当的调整, 以使模型能够更加准确地模拟本文研究区潜在生产水平下冬小麦生长发育及产量形成过程。

3.3.1 作物参数调整

作物模型是用数学表达作物生长发育过程的一种简化系统, 尽管系统中各参数互相都有关联, 但不同参数在系统各阶段对不同过程、不同状态变量的影响程度不尽相同。本文结合上述敏感性分析结果, 主要对敏感性高的 6 个参数(Tsum1、SLATb1、SLATb2、SPAN、EFFTB3 和 TMPF4)进行优化, 挑选出对产量形成拟合度最好的参数值。对于剩余 20 个敏感性小的参数和没有进行敏感性分析的参数, 由实测计算、查阅文献获得或者直接利用 WOFOST 模型默认值, 使模型能够更加准确的模拟研究区内的冬小麦生长发育过程和产量预测, 另外, 减少了模型模拟的计算量, 提高了模拟的速度和效率。马玉平等人主要选取华北地区三个代表站点(固城、泰安和郑州)对 WOFOST 模型参数进行调整, 本文研究区位于河北省藁城市, 属于华北地区, 因此本研究在马玉平等人参数调整结果基础上, 结合研究区实际情况, 对分配系数、最大 CO_2 同化率(AMAX)、白天平均温度对最大光合速率的影响系数(TMPF)和单叶光能初始利用效率(EFFTB)等参数分别作了一下调整, 结果分别如表 3-7、3-8 和 3-9 所示。

表 3-7 叶片光合作用最大速率(AMAX)调整结果

Tab.3-7 The result of adjustment of AMAX

DVS	0.0	1.0	1.3	2.0
AMAX($kg \cdot hm^{-2} \cdot hr^{-1}$)	25.6	43.1	59.8	45.0

表 3-8 白天平均温度对最大光合速率的影响系数和单叶光能初始利用效率调整结果

Tab.3-8 The result of adjustment of TMPF and EFFTb at different temperature

平均温度	0.0	10.0	20.0	30.0	40.0
TMPF	0.01	1.0	1.0	0.5-1.0	0.01
EFFTb	0.50	0.50	0.2-0.7	0.70	0.10

表 3-9 分配系数调整结果

Tab.3-9 The result of adjustment of partition coefficient

DVS	FLTB	FSTB	FOTB	DVS	FLTB	FSTB	FOTB
0.162	0.541	0.459	0.000	0.926	0.000	0.657	0.343
0.352	0.400	0.600	0.000	1.155	0.000	0.259	0.741
0.509	0.291	0.709	0.000	1.194	0.000	0.000	1.000
0.692	0.182	0.818	0.000	2.000	0.000	0.000	1.000
0.811	0.083	0.857	0.060				

综上所述,对 WOFOST 模型中主要作物参数进行了调整,并且确定了 6 个待优化参数的取值范围,最终调整完的结果如表 3-10 所示。

表 3-10 通过调整后的 WOFOST 模型主要作物参数

Tab.3-10 The major crop parameters of WOFOST after adjustment

参数	定义	单位	来源	缺省值或范围
TBASEM	出苗最低温度下限	$^{\circ}C$	文献	0
TEFFMX	出苗最高温度上限	$^{\circ}C$	WOFOST	30
TSUMEM	播种到出苗积温	$^{\circ}C \cdot d$	实测计算	105.2
IDSL	作物生长开花期前的发育率决定因子 0-温度; 1-日照长; 2-两者	-	自定义	0
DLO	发育最适光长	hr	文献	14.5
DLC	临界光长	hr	WOFOST	8
TSUM1	出苗到开花积温	$^{\circ}C \cdot d$	优化	1300-1600
TSUM2	开花到成熟积温	$^{\circ}C \cdot d$	实测计算	650.03
DTSMTB	积温每日增长	$^{\circ}C$	文献	0-30
DVSI	出苗期发育阶段	-	自定义	0
DVSEND	成熟期发育阶段	-	自定义	2
TDWI	初始总干物重	$kg \cdot hm^{-2}$	文献	210
LAIEM	出苗时叶面积指数	$hm \cdot hm^{-2}$	优化	0.0007-0.30
RGR LAI	叶面积指数最大增长速率	$hm \cdot hm^{-2} \cdot d^{-1}$	WOFOST	0.00817
SLATB	对应发育阶段的比叶面积	$hm \cdot kg^{-1}$	优化	0.001-0.004
SPA	比苞面积	$hm \cdot kg^{-1}$	WOFOST	0
SSA	对应发育阶段的比叶面积	$hm \cdot kg^{-1}$	WOFOST	0
SPAN	叶片衰老系数	d	优化	20-30

TBASE	叶龄下限温度	°C	文献	0
KDIF	散射光消光系数	-	WOFOST	0.6
EFFTB	一定温度下单叶有效光能利用率	$kg \cdot hm^{-2} \cdot hr^{-1} \cdot j^{-1} \cdot m^2 \cdot s$	文献	表 3-8
AMAX	对应发育阶段的最大 CO_2 同化率	$kg \cdot hm^{-2} \cdot hr^{-1}$	文献	表 3-7
TMPF	白天平均温度对最大 CO_2 同化率的影响系数	-	文献	表 3-8
TMNF	夜间温度对总同化速率的影响系数	-	实测计算	WWH102.CAB
CVL	叶生长同化物转化速率	$kg \cdot kg^{-1}$	文献	0.74
CVO	贮存器官生长同化物转化速率	$kg \cdot kg^{-1}$	文献	0.83
CVR	根生长同化物转化速率	$kg \cdot kg^{-1}$	文献	0.694
CVS	茎生长同化物转化速率	$kg \cdot kg^{-1}$	文献	0.74
Q10	温度每增加 10°C 呼吸速率的相对增加率	-	WOFOST	2
RML	叶相对维持呼吸速率	$kg \cdot CH_2O \cdot kg^{-1} \cdot d^{-1}$	WOFOST	0.03
RMO	贮存器官相对维持呼吸速率	$kg \cdot CH_2O \cdot kg^{-1} \cdot d^{-1}$	WOFOST	0.01
RMR	根相对维持呼吸速率	$kg \cdot CH_2O \cdot kg^{-1} \cdot d^{-1}$	WOFOST	0.015
RMS	茎相对维持呼吸速率	$kg \cdot CH_2O \cdot kg^{-1} \cdot d^{-1}$	WOFOST	0.015
RFSE	对应发育阶段的死亡相对减小因子	-	WOFOST	1
FR	对应发育阶段总干物重向根的分配系数	$kg \cdot kg^{-1}$	WOFOST	WWH102.CAB
RL	对应发育阶段地上部分干物重向叶的分配系数	$kg \cdot kg^{-1}$	文献	表 3-9
FS	对应发育阶段地上部分干物重向茎的分配系数	$kg \cdot kg^{-1}$	文献	表 3-9
FO	对应发育阶段地上部分干物重向贮存器官的分配系数	$kg \cdot kg^{-1}$	文献	表 3-9

3.3.2 土壤参数调整

作物模型中的土壤参数主要指一些土壤物理参数，如土壤水文常数、土壤饱和和导水率以及土壤渗透速率等(表 3-11)。田间持水量(SMFCF)、凋萎温度(SMW)主要用于计算临界土壤含水量、最大蒸腾的削减系数以及渗透速率；饱和土壤含水量(SMO)用于计算最大可能下渗速率等。这些参数取值的准确性直接影响到土壤水分平衡过程以及作物生长过程的模拟效果。

表 3-11 通过调整后的 WOFOST 模型主要土壤参数

Tab.3-11 The major soil parameters of WOFOST after adjustment

参数	定义	单位	来源	取值
SMW	凋萎温度	$cm^3 \cdot cm^{-3}$	实际观测	0.11
SMFCF	田间持水量	$cm^3 \cdot cm^{-3}$	实际观测	0.30
SMO	饱和土壤含水量	$cm^3 \cdot cm^{-3}$	实际观测	0.36
KO	饱和导水率	$cm \cdot d^{-1}$	WOFOST	WOFOST-EC3
SOPE	根区最大下渗速率	$cm \cdot d^{-1}$	WOFOST	WOFOST-EC3
KSUB	非根层土壤最大下渗速率	$cm \cdot d^{-1}$	WOFOST	WOFOST-EC3
RDMSOL	土壤允许的最大根深	cm	文献	125

3.4 小结

本章首先挑选了 7 个对反演冬小麦 LAI 效果较好的植被指数,分别与实测 LAI 建立了关联模型,选定 R^2 和 RMSE 作为评价指标,综合考虑建模和检验的精度值,最终选定增强型植被指数(EVI)作为最终用于反演的植被指数,并且得到了 22 个点的遥感反演值。

另外,本章还主要对 WOFOST 模型参数进行了调整。选定 WOFOST 模型的 26 个初始作物参数与 Simlab 敏感性分析软件耦合,利用 EFAST 方法进行全局敏感性分析,分析各参数对产量形成的影响程度。根据敏感性指数的大小,最终确定出苗到开花时的积温 TSUM1、DVS=0 和 DVS=0.5 时比叶面积 SLATB1、SLATB2、叶片衰老系数 SPAN、20℃ 条件下的单叶光能初始利用效率 EFFT3 和 30℃ 条件下对最大 CO_2 同化率的影响系数 TMPF4 等 6 个参数为敏感因子,对不敏感的因子由实测计算、查阅文献获得或者直接利用 WOFOST 模型默认值,完成了对 WOFOST 模型参数的调整。使模型能够更加准确的模拟研究区内的冬小麦生长发育过程和产量预测,另外,减少了模型模拟的计算量,提高了模拟的速度和效率。为下一章遥感信息与模型同化奠定了基础。

4 基于遥感信息与作物生长模型同化的冬小麦产量预测

随着遥感技术的快速发展，国内外陆续推出了多波段、多时相、多角度及多空间分辨率的遥感数据产品，其能及时、准确和客观的反映农作物在时间和空间上的分布信息，在大尺度作物长势的宏观动态监测和产量估算方面具有巨大优势。但是，时间分辨率、空间分辨率以及雨雪等气象条件对遥感数据的获取有极大的制约作用，另外，从遥感中获取的地学信息表征的指是地表或者作物冠层在某一时刻的状况，具有瞬时性。而近年来另一个快速发展的新兴技术是作物生长模型，它能够对作物的生长发育和产量形成过程进行定量模拟，具有机理性强和时间连续等特点。然而，当使用作物生长模型模拟产量由单点尺度上升到区域尺度时，模型中一些核心参数会随着尺度增加而获取困难，难以保证模拟的精度要求。综上所述，卫星遥感和作物生长模拟两项技术各具优势和不足，构成了很好的互补关系。两者的有效结合能够充分发挥遥感技术空间全覆盖作物生长模型模拟技术时间连续性的优势，作物长势监测和估产的精度能够得到显著提高，另外，作物模型的参数可以通过遥感信息获取，保证了区域尺度上模型模拟技术的研究应用。

自 1977 年 Wiegand 等提出作物模型模拟的精度可以通过引入遥感信息来提高，国内外的研究热点由原来的遥感或作物模型等单个技术转换为将两个相结合的研究，其方法主要分为驱动法和同化法。驱动法直接利用遥感反演数据作为作物生长模型的初始值驱动模型运转，该方法使用简单，是初期研究的主要方法，但是其使用的前提是其反演得到的状态变量必须准确。同化法是对作物生长模拟中那些与生长发育和产量形成有关且获取困难的参数通过利用最优算法进行调整，最小化和模型模拟值和遥感观测值间的差异，进而估算出模型所需最优的参数初始值带入模型使之运转，最终完成对作物生长模拟过程进行优化。同化法相较于驱动法来说，受遥感数据观测空间、时间以及精度的影响较少，允许观测误差的存在，因此得到了越来越广泛的应用。本研究也是采用同化法完成遥感信息与作物模型的耦合。大量研究表明，遥感信息的引入确实有助于作物模型模拟效果的提高。国内外关于遥感数据和作物模型同化方面的研究主要是围绕待优化参数、遥感数据的获取方法、优化算法及优化比较对象的选取等多方面展开的。随着研究的不断深入，引入作物模型的遥感信息由早期使用较多的可见光、近红外波段数据扩展到热红外、微波等波段。此外，遥感与作物模型结合的方法也在不

断发展中,最初主要是将遥感反演得到的生物量、叶面积指数 LAI 等作物生长状态变量驱动模型的运转,发展到由遥感反演得到作物模型所需状态变量直接替代作物模型中相应变量的模拟值,以及直接或间接利用遥感信息重新初始化作物模型。

同化的目的是为了确定待优化参数集的最佳取值,而判断“最佳”的条件即为模型模拟的 LAI 值和遥感反演得到的 LAI 之间的差最小,即

$$f(I_1, I_2, I_3, I_4, I_5, I_6) = \sum_{i=0}^n (LAI_s - LAI_r) \quad (4-1)$$

式中: I_1 、 I_2 、 I_3 、 I_4 、 I_5 和 I_6 分别为 6 个待优化参数,即 TSUM1、SLATB1、SLATB2、SPAN、EFFTB3 和 TMPF4, LAI_s 和 LAI_r 分别表示由 WOFOST 模型模拟和遥感反演得到的 LAI 值, n 表示外部同化 LAI 数据的个数,即 2。

4.1 查找表算法

从已有的同化研究成果中不难发现优化算法的选择至关重要,优化算法自身的特点及其对先验知识的依赖程度极大的影响同化后作物模型的实际应用能力。近年来国内外在优化算法的研究取得了丰富的研究成果,常用的主要有模拟退火法(SAA)、卡尔曼滤波算法(KF)以及全局优化算法等。这些算法已被证实不同的应用中有较好的适应性,但由于大多运算复杂,使其难以推广应用。同遗传算法等其他算法相比,查找表优化算法(Look-Up Table, LUT)是一简单、容易实现的算法。此算法一经提出,立刻引起了广大学者们的热切关注,并且已在神经网络训练、函数优化和模型反演等多个领域得到了广泛应用。因此,本文选取查找表算法作为基本的数据同化算法,构建代价函数,计算模型模拟结果和遥感反演结果间的差异,寻找最优参数集使差异值最小,同化的具体流程图如图 4-1 所示。

优化目标函数定义为:

$$J = \sqrt{\sum_{i=1}^N \left(\frac{LAI_{s_i} - LAI_{r_i}}{LAI_{r_i}} \right)^2 / N} \quad (4-2)$$

式中: LAI_{s_i} 和 LAI_{r_i} 分别为 WOFOST 模型模拟和遥感反演 LAI 值, N 为外部同化 LAI 数据的个数,即 2。

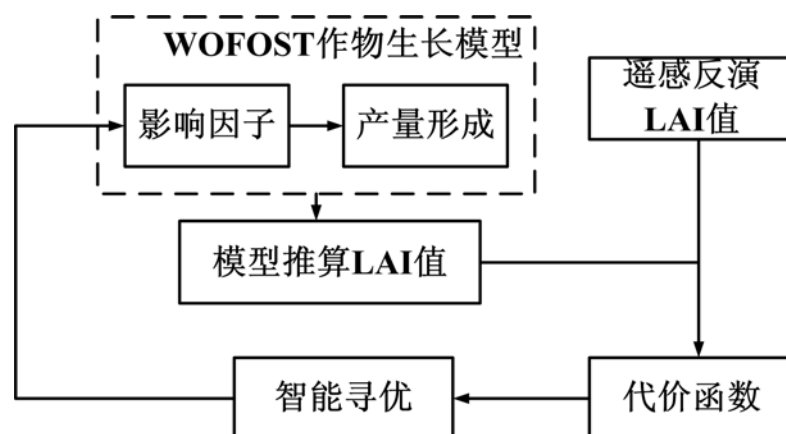


图 4-1 同化流程图

Fig.4-1 Flow chart of assimilation

为了验证优化算法的可行性及结果的可靠性，本文将计算目标函数的次数设置成 10000，从中挑选出使模型模拟结果和遥感反演结果间差异最小的最优参数集，具体步骤为：（1）建立一个查找表，一部分存放经过敏感性分析筛选出的对产量形成影响大的敏感因子，另一部分是通过敏感因子值不断变化对应输出的 LAI、产量等变量。（2）构建代价函数，寻找使模型模拟结果和遥感反演结果间差异最小的最优参数集。

4.2 遥感反演数据与 WOFOST 模型同化

由于叶面积指数 LAI 的准确性直接影响到作物长势好坏和产量高低的评价，选取 LAI 作为优化比较对象。将第二章中植被指数法反演叶面积指数的结果记为 LAI_r 。对第三章中经过敏感性分析后的六个待优化参数即 TSUM1、SLATB1、SLATB2、SPAN、EFFTB3 和 TMPF4 建立一个 10000*6 个数据样本的查找表，该数据样本是按照均匀分布插值生成的。对其它参数按照第三章进行调整后，在 MATLAB 中循环调用 WOFOST 模型可执行性程序，对应获取模型模拟的叶面积指数和产量，分别记为 LAI_s 和 TWSO，构成一个完整的查找表。根据代价函数计算，找到误差最小的最优参数值，输出最优 LAI_s 和对应产量 TWSO。具体流程图如图 4-2 所示。

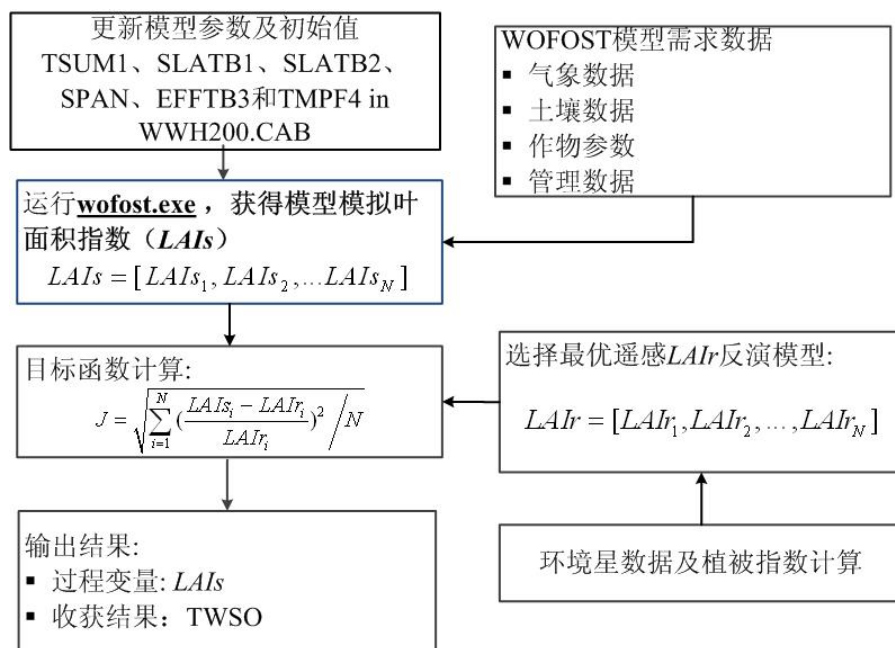


图 4-2 查找表算法流程图

Fig.4-2 Flow chart of Look-up Table algorithm

4.3 结果与分析

根据上述查找表算法的运行,得到 22 个点的开花期和灌浆期最优模拟 LAI 值,分别与遥感反演得到的 LAI 和实测 LAI 进行拟合,得到如图 4-3 和 4-4 结果。遥感反演 LAI 和实测 LAI 拟合(如图 4-5),模拟产量和实测产量进行相关性分析(如图 4-6)。

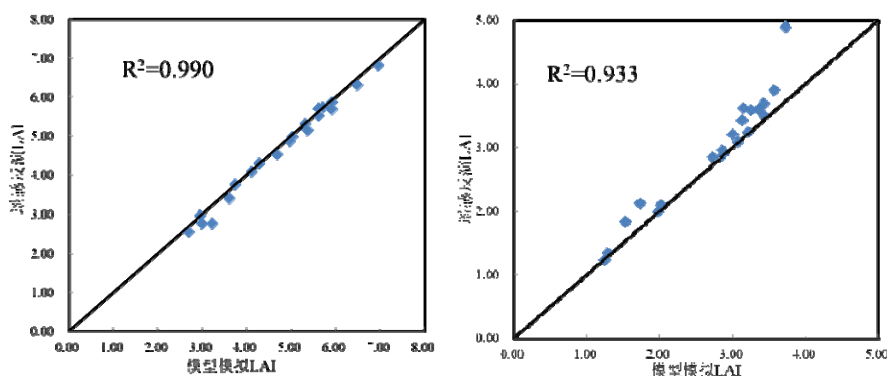


图 4-3 开花期和灌浆期模型模拟 LAI 和遥感反演 LAI 的相关性

Fig.4-3 The correlation between model simulation LAI and remote sensing retrieval LAI at anthesis and filling stage

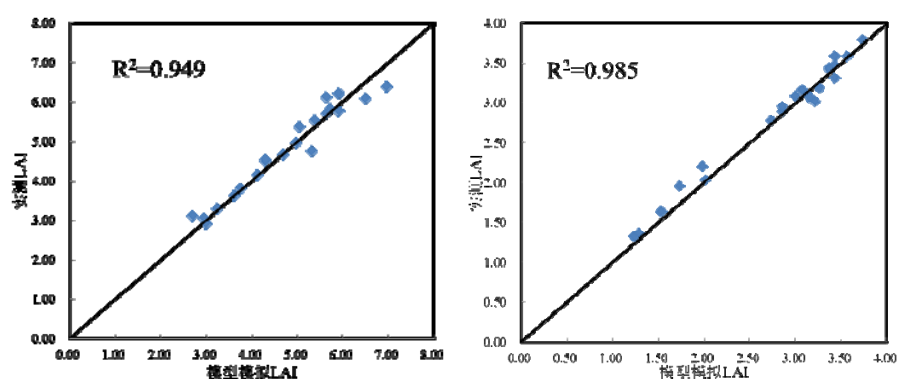


图 4-4 开花期和灌浆期模型模拟 LAI 和实测 LAI 的相关性

Fig.4-4 The correlation between model simulation LAI and actual measurement LAI at anthesis and filling stage

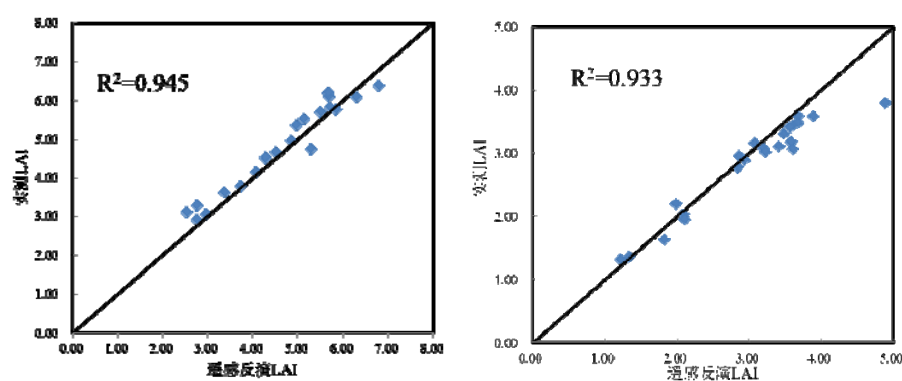


图 4-5 开花期和灌浆期遥感反演 LAI 和实测 LAI 的相关性

Fig.4-5 The correlation between remote sensing retrieval LAI and actual measurement LAI at anthesis and filling stage

根据上述得到的各点的最优参数集，运转 WOFOST 模型，得到各点的产量模拟值，如表 4-1 所示。

表 4-1 研究区产量实测值与模型预测值

Tab.4-1 The actual measurement yield and actual measurement yield in research area

点号	实测产量(kg/hm ²)	预测产量(kg/hm ²)	点号	实测产量(kg/hm ²)	预测产量(kg/hm ²)
GC01	4950	5057	GC12	5350	5214
GC02	5440	5975	GC13	6550	6593
GC03	5120	5138	GC14	6380	6164
GC04	6240	6527	GC15	5120	5169
GC05	6570	6514	GC16	6070	6164
GC06	4300	4619	GC17	6400	6164
GC07	6800	7103	GC18	6350	6275
GC08	6600	6527	GC19	6190	6394
GC09	5740	5764	GC20	6560	6796
GC10	6300	6252	GC21	5590	5523
GC11	5103	5214	GC22	7670	7674

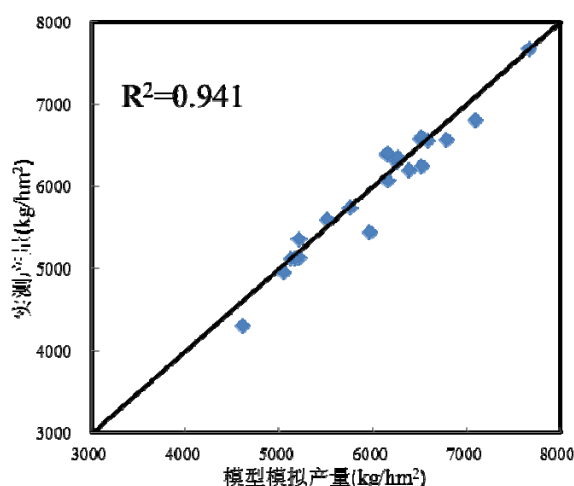


图 4-6 模型模拟产量和实测产量的相关性

Fig.4-6 The correlation between model simulation yield and actual measurement yield

本文选择 LAI 作为结合点,利用查找表优化算法实现了基于 WOFOST 模型和遥感 LAI 数据同化的区域尺度作物单产模拟。由图 4-6 所知,整合查找表算法的 WOFOST 模型通过与遥感反演得到的 LAI 进行同化后,模型模拟区域冬小麦单产结果的精度高,与实测产量拟合的精度达到 0.941, $RMSE=194.58\text{kg/hm}^2$,能够满足作物单产大范围模拟的精度要求。同时,对于优化比较对象 LAI 而言,结合遥感信息同化后的模型模拟精度高,由图 4-3 可知,开花期和灌浆期的模型模拟 LAI 和遥感反演 LAI 值的拟合度分别达到了 0.990 和 0.933,图 4-4 和 4-5 表明同化后的模型模拟 LAI 与实测 LAI 的拟合度(开花期和灌浆期的分别为 0.949、0.985)

高于遥感反演 LAI 与实测 LAI 的拟合度（开花期为 0.945、灌浆期为 0.933），证明同化的目的达到，找到了待优化参数的最佳取值，最终完成了单产模拟。同时说明利用查找表优化算法进行遥感反演 LAI 与 WOFOST 作物生长模型同化对作物单产模拟的可行性。

4.4 小结

本节选择 LAI 作为结合点，利用查找表优化算法实现了基于 WOFOST 模型和遥感 LAI 数据同化的区域尺度作物单产模拟。同化的目的达到，找到了待优化参数的最佳取值，最终完成了单产模拟。同时说明利用查找表优化算法进行遥感反演 LAI 和 WOFOST 作物生长模型同化对作物单产模拟的可行性。

5 结论和展望

5.1 结论

卫星遥感技术和作物生长模型是用于作物估产的两个新兴技术，两者优势互补如何将两者有效的结果且发挥各自最大的优势是近年来的研究热点。本文主要研究了利用查找表优化算法同化 WOFOST 模型和环境星 CCD 数据反演 LAI 进行冬小麦区域单产预测。首先是对数据的准备和处理，主要包括气象数据和作物数据的准备和遥感数据的校正。其次是结合环境星 CCD 影像利用植被指数反演法得到 LAI。然后是对 WOFOST 作物模型初始化参数进行全局敏感性分析，通过敏感性分析结果对参数进行调整，使模型能够更加准确的模拟研究区内的冬小麦生长发育过程和产量预测。最后，利用查找表优化算法实现了基于 WOFOST 模型和遥感 LAI 数据同化的作物单产预测，证明该方法能够有效的提高冬小麦产量的预测精度。

论文取得的主要结论如下：

(1) 本文利用植被指数法反演叶面积指数 LAI，参考已有文献选取了 7 个反演冬小麦 LAI 效果较好的植被指数，选定 R^2 和 RMSE 作为评价指标，通过比较比较模型建立和检验的精度，最终选取增强型植被指数 EVI 作为反演所用植被指数，并且取得了较好的模拟精度。

(2) WOFOST 模型已广泛应用于欧洲，但是将其用于华北地区冬小麦生长过程的模拟时必须先对模型进行适应性检验和调整，找到适应当地气候类型的作物模型参数。本文采用 EFAST 方法对 WOFOST 作物生长模型中的 26 个初始参数进行全局敏感性分析，分析了各个参数对产量形成的影响程度，将敏感性指数大于 0.10 的参数确定为敏感因子，最终筛选出了 6 个待优化参数，即出苗到开花期的有效积温 TSUM1、DVS=0.5 和 DVS=1.0 时的比叶面积 SLATB1 和 SLATB2、叶片衰老指数 SPAN、20℃ 条件下的单叶光能初始利用效率 EFFT3 和 30℃ 条件下对最大 CO_2 同化率的影响系数 TMPF4。对其他敏感性小的参数，由实测计算、查阅文献获得或者直接利用 WOFOST 模型默认值，完成对 WOFOST 模型参数的调整。使其能更准确的模拟研究区域内冬小麦的生长发育和产量预测，同时减少了模型模拟的计算量，提高了模型模拟的速度和效率。

(3) 本文选择遥感反演得到的 LAI 作为结合点，利用查找表优化算法实现了

基于 WOFOST 模型和遥感 LAI 数据同化的区域尺度作物单产模拟，模拟精度达 0.941，RMSE=194.58kg/hm²。达到了同化的目的，找到了待优化参数的最佳取值，最终完成了单产模拟。同时证明了利用查找表优化算法进行遥感反演 LAI 与 WOFOST 作物生长模型同化对作物单产模拟的可行性。

5.2 展望和不足

目前，利用同化遥感信息和作物生长模型的方法进行产量预测的研究还处于探索阶段，两者的结合过程中仍存在一些需要解决和改进的问题。目前，几乎所有的作物生长模型都是基于地块尺度建立的，如何将地块尺度的模型改进为区域尺度的模型，使其更好的使用遥感信息的同化，是需要解决的首要问题。另外，同化算法多种多样，利用不同的同化算法，其同化的结果有所不同，如何挑选最适同化算法需要长期实验研究。驱动法和同化法各有优点和自使用的条件，可以尝试将两种方法结合起来运用到遥感信息和作物模型相结合的研究中。

本研究虽然取得了一些研究成果，但是为了获取更好的结果，本文可以从以下几个方面进行改进：

- 1.遥感反演 LAI 选取的是简单有效的植被指数反演法，在今后的研究中可结合物理传输模型以提高反演的精度。

- 2.WOFOST 模型本身过于复杂，许多参数的获取比较困难，本文虽然对敏感性参数进行的优化，但是对敏感性小的参数查阅文献获得或者直接采用了 WOFOST 模型默认值，此方面有待进一步的细化。

3. 本文选择查找表算法对作物模型和遥感信息进行同化，一种合适的同化算法对模型精度的优化有重要的影响，在接下去的研究中需要进一步探索更优的同化算法，以提高模型模拟的精度。

参考文献

- [1] Brisson N, Gary C, Justes E, et al. An overview of the crop model STICS. European journal of agronomy,2003,18: 309-332
- [2] Bunkei M and Masayuki T. Integrating remotely sensed data with an ecosystem model to estimate net primary productivity in East Asia. Remote sensing of Environment, 2002, 81: 58-67
- [3] Chen JM, Cihlar J. Retrieving leaf area index of boreal conifer forests using Landsat TM images. Remote sensing of environment. 1996; 55(2):153-162
- [4] Clevers J, LeeuwenV. Combined use of optical and microwave remote sensing data for crop growth monitoring[J].Remote Sensing of Environment,1996,56:42-51
- [5] Colombo R, Bellingeri D, Fasolini D, et al. Retrieval of leaf area index in different vegetation types using high resolution satellite data. Remote Sensing of Environment. 2003,86(1):120-131
- [6] De Wit A J W, Van Diepen C A. Crop model data assimilation with the Ensemble Kalman filter for improving regional crop yield forecasts [J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2007, 146(1-2):38-56.
- [7] De Wit C T. Photosynthesis of leaf canopies. Wageningen, Netherlands: Inst Biol Chem Res Field Crops Herb. Agric ResRep, 1965, 663
- [8] De Wit C T. Dynamic concepts in biology. In, Prediction and Management of Photosynthetic Productivity. Proceedings International Biological Program Plant Production Technical Meeting. Wageningen , Netherlands: PUDOC, 1970, 17-23
- [9] Delecalle R, Maas S J, Guerif M, et al. Remote sensing and crop production models: present trends. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 1992, 47(2-3): 145-161
- [10] 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 sensing of Environment, 2008,112(4): 1395-1407.
- [11] Duncan W G, Loomis R S, Williams W A, et al. A model for simulating photosynthesis in plant communities. Hilgardia, 1967, 38: 181-205
- [12] Fang H, Liang S, Kuusk A. Retrieving leaf area index using a genetic algorithm with a canopy radiative transfer model. Remote Sensing of Environment. 2003,85(3) : 257 -270
- [13] Gao L Z, Jin Z Q, Huang Y, et al., Rice clock model-a computer model to simulate rice

- development . Agricultural and Forest Meteorology, 1992, 60: 1-16
- [14] Gitelson, A. Wide Dynamic Range Vegetation Index for Remote Quantification of Biophysical Characteristics of Vegetation. Journal of Plant Physiology. 2004; 161(2):165-173.
- [15] Gitelson A , Vina A, Ciganda V, et al. Remote estimation of canopy chlorophyll content in crops. Geophys. Res. Lett. 2005,32(8) : L8403
- [16] HOANG V T. Estimation of vegetation water content using MODIS data for the assessment of fire risk forest in Viet Nam[J/OL].Asian Conference on Remote Sensing(ACRS2005), 2005, URL:<http://www.aarsacrs.org/acrs/proceeding/ACRS2005/Papers/D3-P17.Pdf>.
- [17] Horie T, Nakagawa H, Centeno H G S. The rice simulation model SIMRIW and its testing. In: Matthews RG, et al(ed.). Modeling the impact of climate change on rice in Asia. CAB international, Wallingford, UK. 1995, 51-66
- [18] Houborg R, Anderson M, Daughtry C. Utility of an image - based canopy reflectance modeling tool for remote estimation of LAI and leaf chlorophyll content at the field scale. Remote Sensing of Environment. 2009,11(1) : 259 -274
- [19] Houborg R, Soegaard H, Boegh, E. Combining vegetation index and model inversion methods for the extraction of key vegetation biophysical parameters using Terra and Aqua MODIS reflectance data [J]. Remote Sensing of Environment, 2007,106(1): 39-58
- [20] Jarlan L, Mangiarotti S, Mougou E, et al. Assimilation of SPOT/VEGETATION NDVI data into a sahelian vegetation dynamics model[J]. Remote Sensing of Environment,2008,112(4): 1381-1394
- [21] Jiang Z, Huete AR, Chen J, Chen Y, Li J, Yan G, et al. Analysis of NDVI and scaled difference vegetation index retrievals of vegetation fraction. Remote Sensing of Environment. 2006; 101(3):366-378.
- [22] Jones C A and Kiniry J R. CERES-Maize: A Simulation Model of Maize Growth and Development. Texas A & M University Press, College Station, TX. 1986
- [23] Kimura R, Okada S, Miura H, Kamichika M. Relationships among the leaf area index, moisture availability, and spectral reflectance in an upland rice field. Agricultural Water Management. 2004; 69(2):83-100.
- [24] Launay M, Guerif M. Assimilating remote sensing data into a crop model to improve predictive performance for spatial applications [J]. Agriculture, ecosystems & environment, 2005, 111(1):321-339.

- [25] Maas S J. Use of remotely sensed information in agricultural crop growth models. *Ecological Modeling*, 1998, 41(3-4): 274-268
- [26] Ma G, Huang J, Wu W, et al. Assimilation of MODIS-LAI into WOFOST model for forecasting regional winter wheat yield[J]. *Mathematical and Computer Modelling*, 2011.
- [27] Manjunath KR, Potdar MB, Purohit NL. Large area operational wheat yield model development and validation based on spectral and meteorological data. *Int J Remote Sens*, 2002, 23: 3023-3038
- [28] Mcown R L, Hammer G L, Hargreaves J N G. APSIM: a novel software system for model development, model testing, and simulation in agricultural systems research. *Agricultural Systems*, 1996, 50: 255-271
- [29] Penning de Vries F W T and van Laar H H. Simulation of growth processes and the model BACROS. In : Penning de Vries F W T and van Laar HH(eds.), *Simulation of plant growth and crop production. Simulation Monographs*, PUDOC, Wageningen, The Netherlands, 1982, 114-135
- [30] Qi J, Chehbonni A, Huete A, Kerr Y, Sorooshian S. A modified soil adjusted vegetation index. *Remote sensing of environment*. 1994, 48(2): 119-126.
- [31] Rahman H. Influence of atmospheric correction on the estimation of biophysical parameters of crop canopy using satellite remote sensing. *INT J Remote Sens*, 2001, 22: 1245-1268
- [32] Ren J Q, Chen Z X, Zhou Q B, et al. Regional yield estimation for winter wheat with MODIS -NDVI data in Shandong, China [J], *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2008, 10(4): 403 - 413
- [33] Ritchie J T and Otter S. Description and performance of CERES-Wheat: A user-oriented wheat yield model, USDA-ARS, ARS-38. 1985: 159-175
- [34] Ritchie J T, Alcocija E C, Uehara G. IBSNAT/CERES Rice Model. *Agrotechnology Transfer*, 1986, 3: 1-5
- [35] Saltelli A, Tarantola S, Chan K P S. A quantitative model-independent method for global sensitivity analysis of model output[J]. *Technometrics*. 1999, 41(1): 39-56.
- [36] Schlerf, M., Atzberger, C.. Inversion of a forest reflectance model to estimate structural canopy variables from hyperspectral remote sensing data. *Remote sensing of Environment*, 2006(100), 281-294
- [37] Shabonov N V, Huang D, Yang W, et al. Analysis and optimization of the MODIS leaf area index algorithm retrievals over broadleaf forest[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote*

- Sensing,2005, 43(8):1855-1865.
- [38] Spitters C J T, van Keulen H, van Kraalingen D WG. A simple and universal crop growth simulator: SUCROS8. In: Rabbinge R, Ward SA , van Laar H H(Eds.), Simulation and systems management in crop protection. Simulation Monographs, PUDOC, Wageningen, The Netherlands, 1989
- [39] Tucker CJ, Vanpreat CL., Sharman MJ et al. Satellite remote sensing of total herbaceous production in the Senegalese Sahel 1980-1984.Remote Sens Environ,1985,17:232-249
- [40] Vazifedoust M, Van Dam J C, Bastiaanssen W, et al. Assimilation of satellite data into agrohydrological models to improve crop yield forecasts[J]. International Journal of Remote Sensing,2009, 30(10): 2523-2545.
- [41] Veroustraete F, Patyn J, Myneni R B. Estimating net ecosystem exchange of carbon using the normalized difference vegetation index and an ecosystem model[J].Remote Sensing of Environment, 1996, 58(1): 115-130.
- [42] Walthall, C., Dulaney, W., Anderson, M., Norman, J., Fang, H., Liang, S.. A comparison of empirical and neural network approaches for estimating corn and soybean leaf area index from Landsat ETM+ imagery. Remote sensing of Environment, 2004(92), 465-474
- [43] Wilkerson G G, Jones J W, Boote K J. Modeling soybean growth for crop management. Trans. ASAE,1983,26: 63-73
- [44] Wang F-M, Huang J-F, Tang Y-L, Wang X-Z. New vegetation index and its application in estimating leaf area index of rice. Rice Science. 2007; 14(3):195-203
- [45] Wang Q, Adiku S, Tenhunen J, Granier A. On the relationship of NDVI with leaf area index in a deciduous forest site. Remote sensing of environment. 2005; 94(2):244-255.
- [46] Xu W, Jiang H, Huang J. Regional Crop Yield Assessment by Combination of a Crop Growth Model and Phenology Information Derived from MODIS[J].Sensor Letters,2011,9(3): 981-989.
- [47] 冯伟,朱艳,姚霞,等.基于高光谱遥感的小麦叶干重和叶面积指数监测[J].植物生态学报,2009,33(1):34-44.
- [48] 高峰.植被冠层多角度遥感反演研究:[D].北京:北京师范大学,1997
- [49] 何英彬.基于MODIS与TM的冷寒影响水稻产量评估研究:[D].北京:中国农业科学院,2007
- [50] 郭建茂.基于遥感与作物生长模型的冬小麦生长模拟研究:[D].南京:南京信息工程大学,2007.
- [51] 何维,杨华.模型参数全局敏感性分析的EFAST方法[J].遥感技术与应用,2013,28(5):836-843

- [52] 姜志伟,陈仲新,任建强.基于ACRM辐射传输模型的植被叶面积指数遥感反演[J].中国农业资源与区划,2011,32(1):57-63
- [53] 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.
- [54] 李卫国,王纪华,赵春江,刘良云.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.
- [55] 李卫国,李正金,申双和.小麦遥感估产研究现状及趋势分析[J].江苏农业科学,2009,37(2):6-8
- [56] 李小文,王锦地,胡宝新等.先验知识在遥感反演中的作用.中国科学(D辑), 1998, 28(1):67-72
- [57] 李小文,阎广建,刘毅等.BRDF物理模型反演中的不确定性和敏感性矩阵[J].遥感学报, 1997,1(增刊):113-122
- [58] 刘布春,王石立,马玉平. 国外作物生长模型区域应用中升尺度问题的研究.中国生态农业学报,2003,11(4): 89-91
- [59] 刘良云,宋晓宇,李存军,等.冬小麦病害与产量损失的多时相遥感监测[J].农业工程学报,2009,25(1):137-143.
- [60] 陆登槐.遥感技术在农业工程中的应用[M].北京:清华大学出版社,1997.
- [61] 马茵驰,闫广建,于文等.基于人工神经网络方法的冬小麦叶面积指数反演[J].中国农业科学,2009,25(12):187-192
- [62] 潘学标,韩湘玲,石元春等.COTDROW:棉花生长发育模拟模型[J].棉花学报,1996,8(4):180-188
- [63] 浦瑞良,宫鹏.高光谱遥感及其应用[M].北京:高等教育出版社,2000:82-83
- [64] 任建强,陈仲新,唐华俊.基于MODIS-NDVI的区域冬小麦遥感估产—以山东省济宁市为例[J].应用生态学报,2006,17(12):2371-2375
- [65] 宋开山,张柏,王宗明等.基于人工神经网络的大豆叶面积高光谱反演研究[J].中国农业科学,2006,39(6):1138-1145
- [66] 田庆久,闵祥军.植被指数研究进展[J].地球科学进展,1998,13(4):327-333
- [67] 万华伟.融合多源遥感数据反演地表参数的方法研究:[D].北京:北京师范大学,2007
- [68] 王纯枝,宇振荣,辛景峰,等.基于遥感和作物生长模型的作物产量差估测.农业工程学报, 2005, 21(7): 84-89
- [69] 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].北京师范大学,2008
- [70] 王人潮,黄敬峰.水稻遥感估产.北京:中国农业出版社, 2002
- [71] 夏天,吴文斌,周清波等.冬小麦叶面积指数高光谱遥感反演方法对比[J].农业工程学报

- 报,2013,29(3):139-147.
- [72] 辛景峰.基于3S技术与生长模型的作物长势监测与估产方法研究:[D].北京:中国农业大学,2001
- [73] 邢雅娟.基于作物模型与遥感数据的叶面积指数同化研究:[D].中国农业大学,2009
- [74] 徐崇刚,胡远满,常禹,等.生态模型的灵敏度分析[J].应用生态学报. 2004,15(6):1056-1062.
- [75] 阎广建,吴均,王锦地.光谱先验知识在植被结构遥感反演中的应用[J].遥感学报,2002,6(1):1-6
- [76] 杨鹏,吴文斌,周清波,等.基于作物模型与叶面积指数遥感影像同化的区域单产估测研究[J],
农业工程学报,2007,(9):130-136.
- [77] 张仁华.实验遥感模型及地面基础[M].北京:科学出版社,1996
- [78] 张添,黄春林,沈焕锋.地表通量对模型参数的不确定性和敏感性分析[J].遥感技术与应用,2011,26(5):569-576.
- [79] 赵艳霞,秦军,周秀骥.遥感信息与棉花模型结合反演模型初始值和参数的方法研究[J].棉花学报,2005,17(005):280-284.

学位论文数据集

关键词*	密级*	中图分类号*	UDC	论文资助
冬小麦估产, 叶面积指数, WOFOST 模型, 同化	公开	TP79		
学位授予单位名称*	学位授予单位代码*	学位类别*	学位级别*	
河南理工大学	10460	理学	硕士	
论文题名*		并列题名*	论文语种*	
基于 WOFOST 作物模型与叶面积指数同化的冬小麦遥感估产研究		Winter wheat yield estimation remote sensing research based on WOFOST crop model and leaf area index of assimilation	中文	
作者姓名*	陈艳玲	学号*	211205010010	
培养单位名称*	培养单位代码*	培养单位地址	邮编	
河南理工大学	10460	河南省焦作市	454000	
学科专业*	研究方向*	学制*	学位授予年*	
地图学与地理信息系统	遥感与地理信息建模	3 年	2015	
论文提交日期*		2015.5.31		
导师姓名*	胡圣武	职称*	副教授	
评阅人	答辩委员会主席*	答辩委员会成员		
	王庆林			
电子版论文提交格式 文本 (√) 图像 () 视频 () 音频 () 多媒体 () 其他 () 推荐格式: Microsoft Word(DOC); Adobe Reader (PDF)				
电子版论文出版(发布)者	电子版论文出版(发布)地	权限声明		
论文总页数*	61			
注: 共 33 项, 其中带*为必填数据, 为 22 项。				