

引用格式: Ji Fujiang, Meng Jihua, Fang Huiting. Study on Soybean Yield Estimation Using the CoupledCASA and WOFOST Model[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2020, 35(2): 406-415. [纪甫江, 蒙继华, 方慧婷. 基于CASA-WOFOST耦合模型的大豆单产遥感估算研究[J]. 遥感技术与应用, 2020, 35(2): 406-415.]
doi: 10.11873/j.issn.1004-0323.2020.2.0406

基于CASA-WOFOST耦合模型的大豆单产 遥感估算研究

纪甫江^{1,2}, 蒙继华¹, 方慧婷^{1,2}

(1. 中国科学院空天信息创新研究院 数字地球重点实验室, 北京 100101;

2. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要: 中国是一个农业大国, 在田块甚至是亚田块尺度上进行快速、准确的作物产量估算, 不仅可以对农民田间管理进行指导, 对于农田生态系统对全球变化的响应评价、制定科学合理的粮食政策、对外粮食贸易和国家粮食安全都具有重要意义。目前主流的估产模型主要有经验统计模型、光能利用率模型、作物生长模型等, 每一类模型在各自研究领域相对完整, 但是都形成了固定的局限性, 为了研究利用遥感技术在小区范围内田块尺度的作物估产, 选取黑龙江省双山农场为研究区, 以大豆为研究对象, 基于CASA-WOFOST耦合估产模式, 利用覆盖作物生长季的时间序列HJ-1A/B遥感影像数据构建高时间分辨率归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI), 实现逐日连续监测, 分别利用CASA模型和CASA-WOFOST耦合模型对作物进行单产模拟, 结果表明: 耦合得到的新模型能够具有光能利用率模型较高的运行速度, 同时还能发挥作物生长模型模型的机理优势, 克服CASA模型在小区田块尺度上应用的局限性。大豆单产模拟线性回归判定系数(R^2)由0.668 53上升到0.844 72, 均方根误差(RMSE)由51.41 kg/hm²下降到29.52 kg/hm², 说明耦合后的模型可以综合考虑光能利用与作物生长生态生理全过程, 从而提高作物估产的精度、可靠性和稳定性, 为区域田块尺度作物估产提供理论支持, 更好地服务于精准农业发展。

关键词: CASA-WOFOST模型; 单产估算; 遥感; 高时间分辨率NDVI

中图分类号: S2; TP79; S52 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2020)02-0406-10

1 引言

作物产量是农业耕作的最终目标, 它是评价农田生产力和农民效益最直接的指标, 也是农民和国家极其关心的事情之一^[1], 在空间尺度上进行快速、准确的作物产量估算, 对于农田生态系统对全球变化的响应评价、制定科学合理的粮食政策、对外粮食贸易以及国家可持续发展战略等都具有重要意义^[2-3]。

作物单产估算模型经过几十年的发展, 目前可将主流的作物估产模型分为经验统计模型、光能利用率模型、作物生长模型和耦合模型4类^[1]。经验统计模型原理简单, 数据容易获取, 将产量与影响因子直接挂钩, 地区性精度高, 但是模型过于简单, 缺乏一定的机理性, 同时随着相关影响因子的增多, 难以寻求稳定的统计规律^[4]。光能利用率模型

收稿日期: 2018-12-29; 修订日期: 2020-04-13

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(41871261), 高分辨率对地观测系统重大专项(30-Y20A03-9003-17/18, 09-Y20A05-9001-17/18), 绿洲生态农业重点实验室开放课题(201701)。

作者简介: 纪甫江(1997—)男, 江西抚州人, 硕士研究生, 主要从事农业与生态环境遥感研究。E-mail: jifj@radi.ac.cn

通讯作者: 蒙继华(1977—)男, 新疆石河子人, 博士, 研究员, 主要从事精准农业遥感应用、作物参数遥感反演技术研究。
E-mail: mengjh@radi.ac.cn

简单实用,模型参数均可以从遥感数据中获得,是基于遥感信息数据进行作物地面上干物质质量模拟,然后结合收获指数等表达关系得到作物产量的单产遥感估算建模途径^[2],光能利用率模型适合在大尺度上应用,其代表模型有CASA、Cflux、EC-LUE、GLO-PEM、VPM、VPRM等^[6-9]。通过改进的CASA模型,刘真真等^[10]在区域冬小麦作物估产取得了较高的精度。作物生长模拟模型是从生态生理学的角度模拟了作物生长的全过程及其与周围环境之间的关系,综合作物、土壤、气候以及管理等因素,充分模拟作物呼吸作用、光合作用、物候发育阶段、干物质积累及分配等生理过程,从而模拟出作物产量。代表性的作物生长模型有:ARID CROP模型、WOFOST模型、CERES系列模型、APSIM模型以及CCSODS模型等^[11-14]。耦合模型是将两种或两种以上不同原理、类型的模型耦合起来规避各原始模型缺点,并且兼顾各自模型的优点从而达到提高的模拟精度,避免不必要的误差,提高模型系统的稳定性和降低运行成本的目的。Wit等^[15]将LAI数据同化到WOFOST模型中对参数进行了改进。姜志伟等^[16]将粒子滤波同化方法与CERES-Wheat作物模型进行耦合求取作物单产,使模型的计算精度得到很大的提高。

目前主流遥感估产模型尤其是光能利用率模型和作物生长模型各自经历了几十年的发展,已经形成相对完整的体系,而且在各自的领域应用也相对成熟,但是都形成了固定的局限性,CASA模型的较为简单实用,需要获取或标定的参数较少且较容易获得,但是CASA模型最终是模拟作物的净初级生产力(NPP),需要构建一个作物收获指数来实现与净初级生产力之间的转化,然而作物由光合作用的同化量到生物量再到作物最终的产量涉及很多复杂的生理生化过程,经过多步的转化,并不能由一个简单的公式求得的收获指数来实现这一过程。而WOFOST模型能够很好地模拟作物生长发育的各个阶段且可以加入田间管理模块,模拟作物同化作用、呼吸作用得到干物质累积量,再通过分配系数将干物质分配到茎、叶、根、存储器官,因而高精度的模拟作物产量,具有很强的机理性优势,但由于WOFOST模型能够很详细地模拟作物生长发育的各个过程,这导致WOFOST模型中参数非常多且有些参数获取代价大,参数标定困难,且模型运行速度慢。

从理论上讲,将光能利用率模型模拟出的生物量输入进作物生长模型中,扣除作物呼吸消耗,再通过存储器官分配系数得到作物产量,从而代替毫无机理性的收获指数,耦合得到的新模型能够具有光能利用率模型较高的运行速度,同时还能发挥作物生长模型的机理优势,此外还能有效发挥遥感数据的作用,使两个原始模型能够优势互补,具有很大的发展前景。因此,以黑龙江双山基地农场为研究区,基于时间序列遥感影像数据,以CASA模型为主体,通过引入WOFOST模型中的作物生长模拟模块中的干物质分配过程,代替CASA模型中的收获指数,拟构建CASA光能利用率模型与WOFOST作物生长模型的耦合模型,探讨CASA-WOFOST单产估算模式的精度和稳定性以及模型运行成本等。

2 研究区与数据

2.1 研究区概况

选取黑龙江省双山农场(原沈阳军区双山副农业基地)为研究区(图1),位于黑龙江省西北部,讷河市与嫩江县交界处,坐标范围 $48^{\circ}45'35''\sim 48^{\circ}52'36''$ N, $125^{\circ}24'22''\sim 125^{\circ}38'26''$ E。农场机械化程度高,农业设施完善、且地块面积较大,平均地块面积约为 56.7 hm^2 ,适合利用遥感技术在田块尺度上的连续监测,农场所在区域属于寒温带大陆性季风气候,冬季较长且降雪量较大,夏季降水集中,全年平均降水量 555 mm ,有效积温($>10^{\circ}\text{C}$) $2\ 250^{\circ}\text{C}$,主要种植作物为春玉米、大豆和小麦,农作物为一年一熟制,一般在5月中下旬播种,在9月底至10月初成熟。农场的土壤类型固定,上层为黑土土壤,厚度约为 1.2 m ,腐殖质及养分含量高。下层为沙性土壤,厚度超过 10 m ,肥力低。

2.2 数据源及预处理

2.2.1 时间序列遥感数据

考虑研究区影像可获得性和数据空间分辨率,本文选择环境与灾害监测预报小卫星星座A、B星(HJ-1A/B)数据作为主要遥感数据源,由中国资源卫星应用中心网站获取(<http://www.cresda.com>)。HJ-1A/B星搭载宽幅CCD相机,幅宽 700 km ,空间分辨率为 30 m ,红、绿、蓝及近红外等4个谱段推扫成像,本文选择2016年环境星数据8期,可覆盖研究区大豆各个生长发育阶段,以满足作物单产估算对数据源时间分辨率的要求。环境星数据成像时

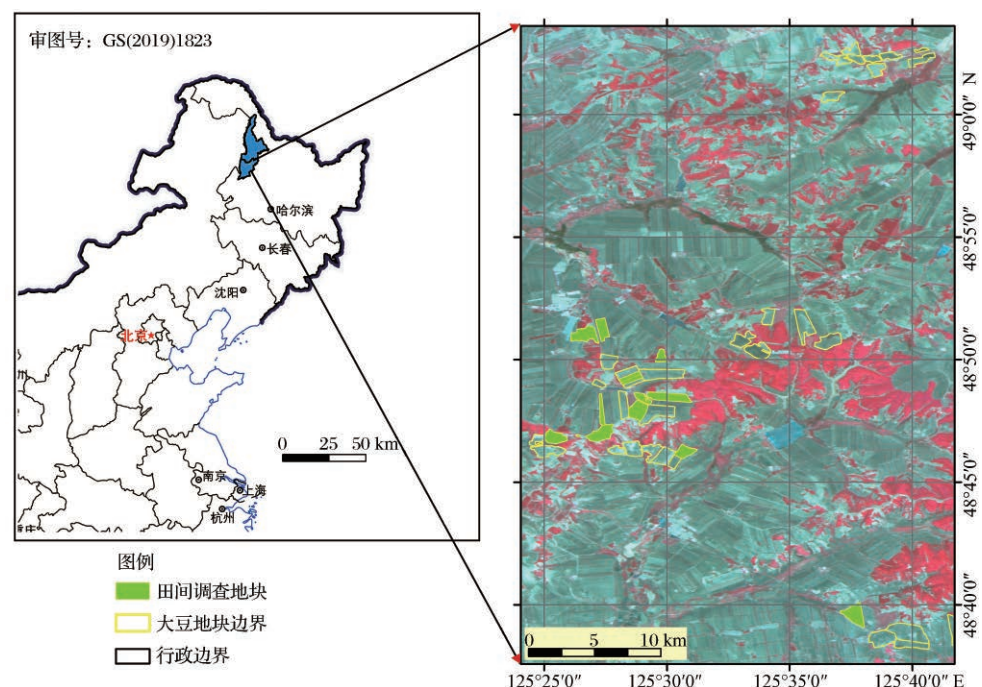


图 1 双山农场位置及地块分布

Fig.1 Location of Shuangshan farm and the plot distribution

间及质量如表 1 所示。对遥感影像进行辐射定标、大气校正、几何精校正等预处理。

表 1 研究区时间序列 HJ-CCD 数据列表

Table 1 Time-series HJ-CCD data list of study area

影像编号	获取时间	成像传感器	轨道编号	影像质量
N1	2016-05-22	HJ-1B CCD1	451-53	优
N2	2016-06-01	HJ-1A CCD2	450-56	优
N3	2016-06-27	HJ-1B CCD2	449-56	良(薄云)
N4	2016-07-06	HJ-1B CCD1	449-55	良(薄云)
N5	2016-07-19	HJ-1B CCD1	453-53	优
N6	2016-07-31	HJ-1B CCD1	450-53	优
N7	2016-08-20	HJ-1B CCD2	452-56	优
N8	2016-09-30	HJ-1B CCD2	450-56	良(薄云)

2.2.2 气象数据

气象数据是农作物单产遥感估算模型的重要驱动数据,本研究所使用的气象数据由美国国家海洋和大气管理局(ftp://ftp.ncdc.noaa.gov/pub/data/gsod/2017/)免费提供。采集的气象数据主要包括平均温度、最高温度、最低温度、降雨量、相对湿度、平均风速、平均海平面气压。日照时数由欧盟官方网站免费提供,网址为(<http://spirits.jrc.ec.europa.eu/files/ecmwf/ope/asia/rad/>),所获取的气象数据时间分辨率为 1 d。分析气象数据得知,研究区在大豆生长发育阶段平均温度为 18.455 ℃,平均降雨量为 32.535 mm,平均日照时数为 8.569 h,与研究

区实际情况一致。

2.2.3 田间调查数据

本研究是针对大豆地块开展作物单产遥感估算研究,田间调查主要实测一些模型参数以及单产数据,以便于进行耦合模型模拟结果的精度验证。本文实地调查了 20 个具有代表性的大豆地块(图 1),数据采集时间为 2016 年 10 月初前后,在农场收割完毕后按照田块统计其产量,并根据田块的大小可计算出实测地块的单产。

2.2.4 其他基础数据

本研究所用的基础数据主要包括研究区地块边界矢量数据以及作物分布图。其中地块边界矢量数据通过空间分辨率 6.5 m 的 RapidEye 数据绘制,作物分布图根据农场耕作计划以及遥感影像分类结果获取,并据此提取研究区大豆地块。

3 研究方法

3.1 总体技术路线

首先利用遥感数据,利用线性插值和 S-G(Savitzky-Golay)迭代滤波求取作物时序 NDVI,再根据作物分布数据、气象数据等,实现以日时间为步长运行 CASA 模型,逐日模拟作物生物量,再通过将 WOFOST 模型作物生长模块的干物质分配过程与 CASA 模型进行耦合,模拟出研究区大豆单产。并与单独利用 CASA 模型模拟大豆单产进行对比分

析,其主要流程如图2所示。

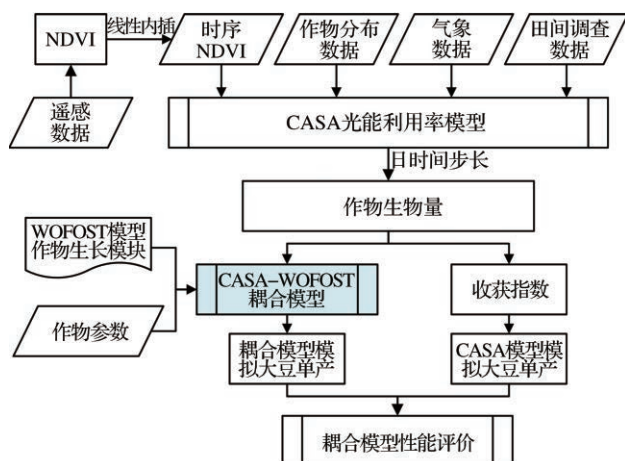


图2 研究方法流程图

Fig.2 Methods flowchart

3.2 时间序列NDVI

NDVI时间序列能够有效地反应作物从播种到收获NDVI变化的全过程,是求取光合有效辐射吸收比FPAR,支撑运行CASA模型的关键,而由表1可知,本研究所利用的HJ-CCD影像平均时间间隔为17 d,这样达不到本研究实现对研究区农作物连续监测的时间分辨率要求。为了填补两个时相影像之间空缺的数值,需要获取时间序列DNVI,这样能更精确地刻画作物生长细节,且WOFOST模型是以日时间步长计算作物,计算出每日NDVI为后续模型的耦合提供相同的时间尺度。

由于作物的生长是一个缓慢的过程,作物DNVI值不可能出现急剧上升或者下降的情况^[17],因此本文首先根据相邻点进行线性插值来替代作物生长过剩中受到环境影响产生的噪声^[18],然后利用迭代滤波方法(Savitzky-Golay(S-G)滤波)^[19]进一步对NDVI数据进行拟合,消除环境噪声的影响,得到如图3所示的NDVI拟合结果。

3.3 CASA模型及参数标定

3.3.1 CASA模型

CASA模型^[20]作为光能利用率模型应用最广泛的模型之一,其产量预估模式为生物量与收获指数相结合,公式为:

$$Yield = \frac{Biomass \times HI}{1 - \theta_{grain}} \quad (1)$$

其中: $Biomass$ 表示作物生长期内的生物量; HI 表示收获指数;研究区收获指数值为0.47^[21]; θ_{grain} 指作物籽粒含水量,研究区大豆籽粒含水量值为

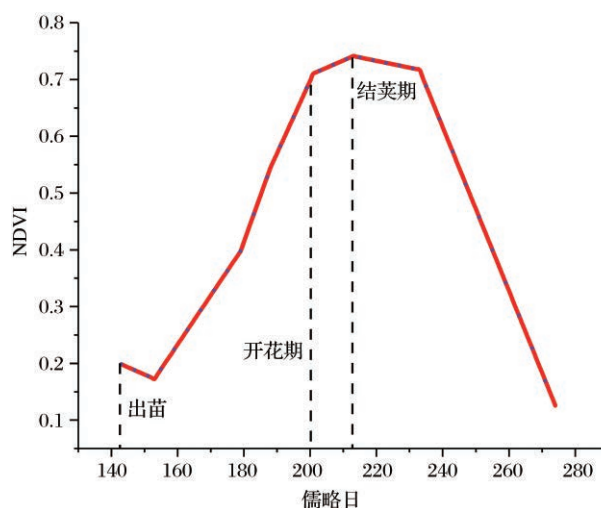


图3 大豆NDVI时间序列曲线图

Fig.3 NDVI time-series curve of soybean

12.5%^[22]。生物量和单产之间的转换就是通过收获指数来实现的。作物生长期内的生物量公式为:

$$Biomass = \sum_{t=t_0}^{t_n} NPP(x, t) = \sum_{t=t_0}^{t_n} (APAR(x, t) \times \varepsilon(x, t)) \quad (2)$$

其中: $Biomass$ 表示作物生长期内的生物量, NPP 为作物生长期内的净初级生产力, t 为作物的不同生长时段,以天为单位, x 为作物生长的空间位置, t_0 表示作物开始生长阶段, t_n 是作物收获阶段, $APAR(x, t)$ 为光合有效辐射,单位为 MJ/m^2 , $\varepsilon(x, t)$ 为实际光能利用率,单位为 gC/MJ 。

$$APAR(x, t) = SOL(x, t) \times FPAR(x, t) \times 0.5 \quad (3)$$

其中: $SOL(x, t)$ 为地表太阳总辐射量,单位为 MJ/m^2 ,0.5表示植被所能利用太阳辐射的比率, $FPAR(x, t)$ 为光合有效辐射吸收比率。

$$\varepsilon(x, t) = T_{e1}(x, t) \times T_{e2}(x, t) \times W_e(x, t) \times \varepsilon_{max} \quad (4)$$

其中: $\varepsilon(x, t)$ 为实际光能利用率,单位为 gC/MJ , $T_{e1}(x, t)$ 、 $T_{e2}(x, t)$ 为温度胁迫因子,表示低温、高温对作物光能利用率胁迫作用的大小; $W_e(x, t)$ 表示水分胁迫因子; ε_{max} 表示没有任何条件的限制下作物的最大光能利用率。

3.3.2 CASA模型参数标定

(1)光合有效辐射吸收比FPAR。Los和Field等^[23-24]通过将模拟的FPAR与实测FPAR进行对比分析发现由NDVI模拟出的FPAR比实际偏高,SR模拟出的FPAR比实际偏低。Los^[23]引入修正系数 α ,其取值范围为0.1~0.9,测试结果当 $\alpha=0.5$ 时,实测值与FPAR相关性最好,因此,本文求取作物光

合有效辐射吸收比公式为:

$$\text{FPAR}_{\text{NDVI}}(x,t) = \frac{(\text{NDVI}(x,t) - \text{NDVI}_{\text{min}})(\text{FPAR}_{\text{max}} - \text{FPAR}_{\text{min}})}{(\text{NDVI}_{\text{max}} - \text{NDVI}_{\text{min}})} + \text{FPAR}_{\text{min}} \quad (5)$$

$$\text{FPAR}_{\text{SR}}(x,t) = \frac{(\text{SR}(x,t) - \text{SR}_{\text{min}})(\text{FPAR}_{\text{max}} - \text{FPAR}_{\text{min}})}{(\text{SR}_{\text{max}} - \text{SR}_{\text{min}})} + \text{FPAR}_{\text{min}} \quad (6)$$

$$\text{SR}(x,t) = \frac{1 + \text{NDVI}(x,t)}{1 - \text{NDVI}(x,t)} \quad (7)$$

$$\text{FPAR}(x,t) = \frac{\text{FPAR}_{\text{NDVI}}(x,t) + \text{FPAR}_{\text{SR}}(x,t)}{2} \quad (8)$$

其中: $\text{FPAR}_{\text{NDVI}}(x,t)$ 为利用归一化植被指数估算的 FPAR 结果, $\text{FPAR}_{\text{SR}}(x,t)$ 表示利用比值植被指数估算的 FPAR 结果。此外, 计算 FPAR 时取 NDVI 的最大取值和最小取值为 NDVI 95% 和 5% 下侧分位数, 分别取值为 0.175、0.736, 基于 Perman 等^[25]提出的利用纬度、日照时数、日序等参数估算太阳总辐射。

(2) 实际光能利用率(ϵ)计算。光能利用率(ϵ)是指植被将吸收的光合有效辐射(APAR)通过冠层光合作用转化为有机碳的效率, 反映了植被将太阳能转换为有机物的能力。Potter 等^[20]认为植被在理想条件下具有最大的光能利用率, 但随着生长季内的环境条件的改变, 实际植被对光的利用效率也不断发生变化的, 且主要受到温度和水分因子影响。本研究将大豆生长的最适温度定为 20℃。

根据双山农场所处的气候环境以及农场管理条件, 认为研究区大豆出现水分胁迫影响的可能极低, 因此本研究认为在大豆生长发育过程中不受水分胁迫, 将水分胁迫因子 $W_e(x,t)$ 设为 1。大豆属于 C3 作物^[26], 其最大光能利用率上限可达到 3.0 gC/MJ, 结合研究区气候、植被类型等特点, 将最大光能利用率设为 2.6 gC/MJ^[27]。

3.4 CASA 模型与 WOFOST 模型耦合

WOFOST(World Food Studies)模型是由荷兰瓦赫宁根大学(Wageningen)和世界粮食组织(CWFS)共同研发的一个作物生长模拟模型^[28], 它是一种以 1 d 为步长、综合作物、土壤、气候以及管理等因素模拟作物生长动态过程的面向过程、机理性的动态解释性模型^[29-30]。WOFOST 模型主要包括作物生长模拟模块、土壤水分模拟模块、作物蒸散模块三部分, 这 3 个模块协同作用, 共同组成 WOFOST 模型对作物呼吸作用、光合作用、生长发

育、干物质积累及分配等生长模拟的全过程。模型的运行原理是通过作物生长模拟模块和作物蒸散模块以 CO_2 为核心驱动因子求出潜在产量, 然后根据水分、养分等限制算出胁迫产量, 再减去作物生长呼吸作用以及蒸腾作用得到净同化量, 最终根据存储器官分配系数计算出作物最终产量。

CASA 模型建立初期大量应用于估算全球尺度下的陆地生态系统净初级生产力, 应用 CASA 模型对小区域尺度甚至田块尺度的农作物监测研究相对较少。CASA 模型的较为简单实用, 模型运行速度较快, 需要获取或标定的参数较少且较容易获得, 但是 CASA 模型模拟作物的净初级生产力(NPP)后需要构建一个作物收获指数来实现与净初级生产力之间的转化, 然而作物由光合作用的同化量到生物量再到作物最终的产量涉及很多复杂的生理生化过程, 经过多步的转化, 并不能由一个简单的公式求得的收获指数来实现这一过程。由于 WOFOST 模型能够很详细地模拟作物生长发育的各个过程, 这导致 WOFOST 模型中参数非常多且有些参数获取代价大, 参数标定困难, 且模型运行速度慢。本文通过引入 WOFOST 模型作物生长模拟模块中的干物质分配过程代替收获指数模拟作物单产, 求出由 CASA 模型模拟作物生物量扣除作物呼吸消耗再分配至存储器官的干物质重, 从而模拟出作物产量。

WOFOST 模型作物生长模型已在我国东北及华北地区取得比较理想的效果^[31-33], 但是对于不同的研究区域, 由于生态环境、气候条件的差异以及不同土壤和管理条件差异, 需要对 WOFOST 模型进行参数本地化, 否则将会降低模型的通用性。本文主要通过文献资料调研^[33]、遥感数据和田间实测相结合的方式标定耦合模型中 WOFOST 模型模块的参数, 标定结果如表 2 所示。

3.5 耦合模型模拟精度评价指标

本研究耦合模型模拟精度主要采用均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)、Nash-Sutcliffe 效率系数(NSE)和线性回归判定系数(R^2)。公式如下:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X - X_{\text{obs}})^2} \quad (9)$$

$$\text{NSE} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (X - X_{\text{obs}})^2}{\sum_{i=1}^n (X_{\text{obs}} - \bar{X})^2} \quad (10)$$

其中: n 表示观测值个数; X 表示耦合模型模拟值;

表 2 WOFOST 模型参数标定值

Table 2 The value of input crop parameters for the WOFOST model

参数名称	参数定义	数值	单位
TSUM1	出苗到开花所需积温	1 062.39	℃
TSUM2	开花到成熟所需积温	1 230.94	℃
Q10	温度升 10 ℃呼吸消耗相对变化量	2	—
FO1(DVS=0.1)	DVS=0.1 存储器官分配系数	0	kg/kg
FO2(DVS=0.5)	DVS=0.5 存储器官分配系数	0	kg/kg
FO3(DVS=1.1)	DVS=1.1 存储器官分配系数	0.23	kg/kg
FO4(DVS=1.7)	DVS=1.7 存储器官分配系数	0.76	kg/kg
CVL	叶片干物质转换效率	0.76	kg/kg
CVS	茎干物质转换效率	0.72	kg/kg
CVO	存储器官干物质转换效率	0.45	kg/kg
CVR	根干物质转换效率	0.76	kg/kg

X_{obs} 表示观测值。RMSE 越低,模拟精度越高,NSE 越接近于 1,模拟精度越高。

4 结果与分析

4.1 单产结果分析

如图 4 所示为本研究利用 CASA-WOFOST 耦合估产模型模拟双山农场单产结果图,图 5 为研究区大豆单产像元频率分布直方图。由图 5 可知,双山农场大豆单产差异性不大,在 1 500~1 900 kg/hm² 之间分布,分析原因可能与研究区域过小,各区域自然状况、降雨、温度等变化不明显,造成研究区范围内单产结果不能够呈现一定的规律性变化。在像元尺度上分析大豆单产,CASA 模型模拟单产的值比耦合模型的值更集中在一定范围内且 CASA

模型模拟结果总体比 CASA-WOFOST 耦合模型模拟的值更小,大豆单产大多分布在 1 650~1 850 kg/hm², CASA 模型和 CASA-WOFOST 耦合模型单产小于 1 650 kg/hm² 的像元占总像元分别为 7.48%、3.29%;1 650~18 50 kg/hm² 像元占总像元分别为 89.04%、81.22%;大于 1 850 kg/hm² 的分别占 3.48%、15.48%。但从地块尺度分析两者模拟结果可知(图 5),农场内部及田块内部均出现了一定的空间异质性,其中机务二队小五队由于地势较低,使得田块单产较机务一队、机务二队、机务三队整体偏低,分析田块内部可知地块内部的单产较高,地块边缘的单产较低,分析由于地块边缘受到人为因素干扰过大,地块内部单产由于耕作管理合理,水分以及肥料适宜且相对受到人为因素较少,使得单产较大。

4.2 单产模拟精度分析

研究区共有 40 余个大豆地块,选取了其中 20 个具有代表性的地块,在大豆收获时统计每个地块的平均单产,作为本文的单产模拟的验证数据,验证地块名称及实测单产以及模拟单产如表 3 所示。其中一队 4#下号和一队 5#大区地块在 CASA 模型和耦合模型估产下都存在较大的误差,分析原因可能是该地块面积较小且作物种植稀疏,使得模型估产结果受土壤背景的影响较大,此外,可能由于人为因素在实地测量采样过程中采集数据存在一定误差。

图 6 为精度对比分析,CASA 模型线性回归判定系数(R^2)为 0.668 53,耦合模型 R^2 为 0.844 72,耦合模型的预测结果比较理想。分析不同的精度评

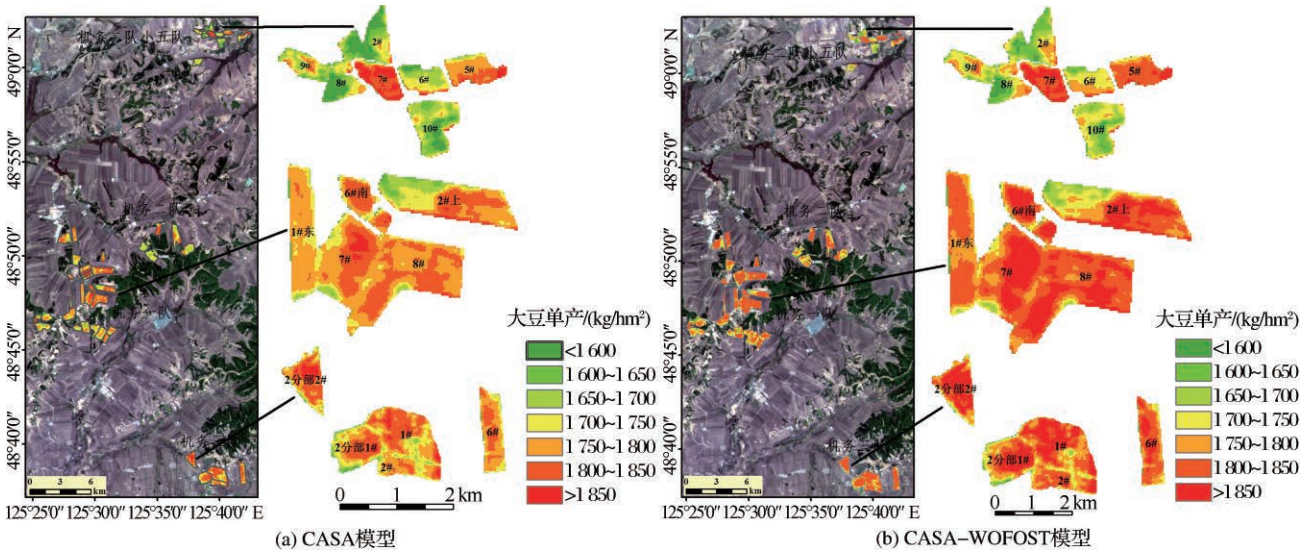


图 4 大豆单产模拟结果分布图

Fig.4 Yield simulation results distribution of soybean

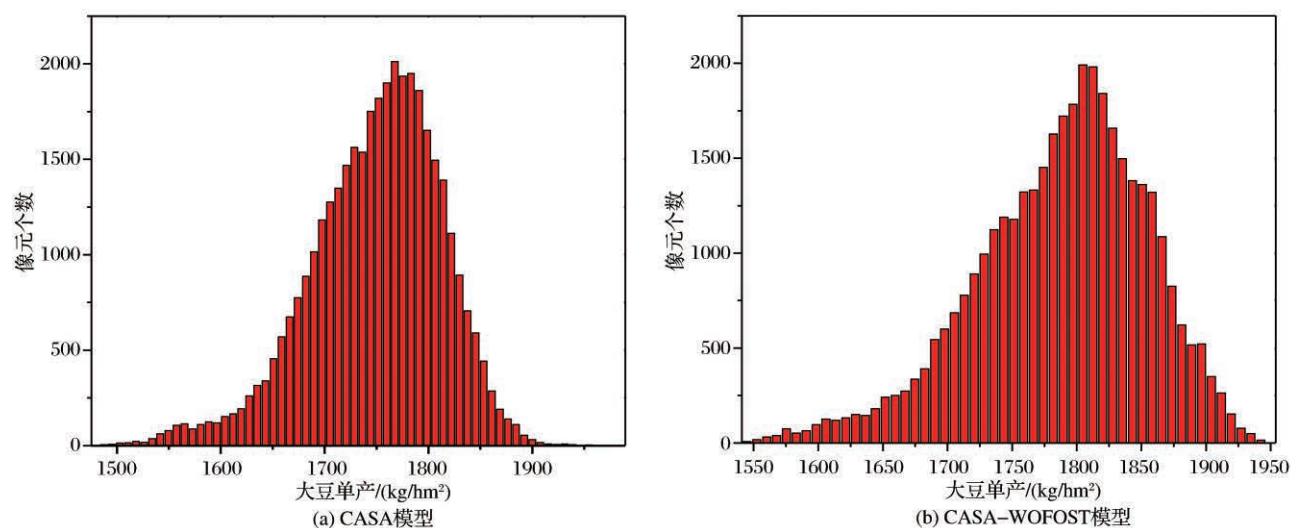


图 5 大豆单产统计像元值频率分布直方图

Fig.5 Yield statistical histogram of soybean

表 3 地块尺度下双山农场基地 2016 年大豆单产模拟精度分析

Table 3 Analysis results of Soybean Yield Simulation of Shuangshan farm at field scale in 2016

地块名称	实测单产 /(kg/hm ²)	CASA 模型 /(kg/hm ²)	CASA-WOFOST 模型 /(kg/hm ²)	CASA 模型		CASA-WOFOST 模型	
				绝对误差(kg/hm ²)	相对误差	绝对误差(kg/hm ²)	相对误差
一队大头	1 713.62	1 644.47	1 704.25	69.14	4.20%	9.37	0.55%
一分部 1#	1 704.57	1 730.42	1 696.50	25.84	1.49%	8.08	0.48%
一队副 4#	1 823.64	1 807.28	1 763.26	16.36	0.91%	60.38	3.42%
一队 4#下	1 662.37	1 779.45	1 705.93	117.07	6.58%	43.55	2.55%
一队 5#3 区	1 863.63	1 793.76	1 872.85	69.87	3.89%	9.22	0.49%
一队三条田	1 731.70	1 690.88	1 723.16	40.82	2.41%	8.54	0.50%
一队 2#上	1 693.52	1 643.58	1 665.95	49.94	3.04%	27.57	1.65%
一队 7#	1 773.40	1 788.88	1 818.46	15.48	0.87%	45.06	2.48%
一队 8#	1 694.53	1 701.44	1 729.98	6.92	0.41%	35.45	2.05%
一分部 10#	1 805.05	1 725.68	1 779.31	79.36	4.60%	25.74	1.45%
一分部 9#	1 544.82	1 504.08	1 594.70	40.74	2.71%	49.88	3.13%
二分部 2#	1 762.85	1 721.71	1 817.00	41.14	2.39%	54.15	2.98%
一队 6#南	1 962.80	1 968.48	1 992.67	5.69	0.29%	29.88	1.50%
一分部 2#	1 660.87	1 592.08	1 667.86	68.78	4.32%	7.00	0.42%
一队 10#	1 783.95	1 653.80	1 727.90	130.14	7.87%	56.05	3.24%
一队 11#	1 734.72	1 670.50	1 715.77	64.22	3.84%	18.95	1.10%
一队 5#1 区	1 835.19	1 793.54	1 840.15	41.66	2.32%	4.96	0.27%
一队 12#	1 766.87	1 832.17	1 763.12	65.30	3.56%	3.75	0.21%
一队 5#2 区	1 807.06	1 815.55	1 814.28	8.49	0.47%	7.22	0.40%
一队 5#大区	1 593.05	1 664.25	1 678.66	71.20	4.28%	85.62	5.10%

价指标如表 4 所示 ,CASA 模型和 CASA-WOFOST 耦合模型均方根误差(RMSE)分别为 51.41 kg/hm²、29.52 kg/hm²; Nash-Sutcliffe 效率系数 (NSE) 分别为 0.614、0.813;平均绝对误差分别为 51.41 kg/hm²、29.52 kg/hm²;相对误差分别为 3.02%、1.70%。均表示耦合模型具有较高的模拟精度,说明本文基于 CASA-WOFOST 耦合估产模式,区域田块尺度上具有较高的模拟精度,可为该条件下的作物估产

提供理论支持。

5 结 语

(1)通过对比分析目前主流估产模型的优势和局限性,寻找更高精度的作物估产模型,基于 CA-SA-WOFOST 耦合估产模式成功模拟出黑龙江双山农场 2016 大豆单产,本文主要是以 CASA 模型作为耦合模型的主体,通过引入 WOFOST 模型中的

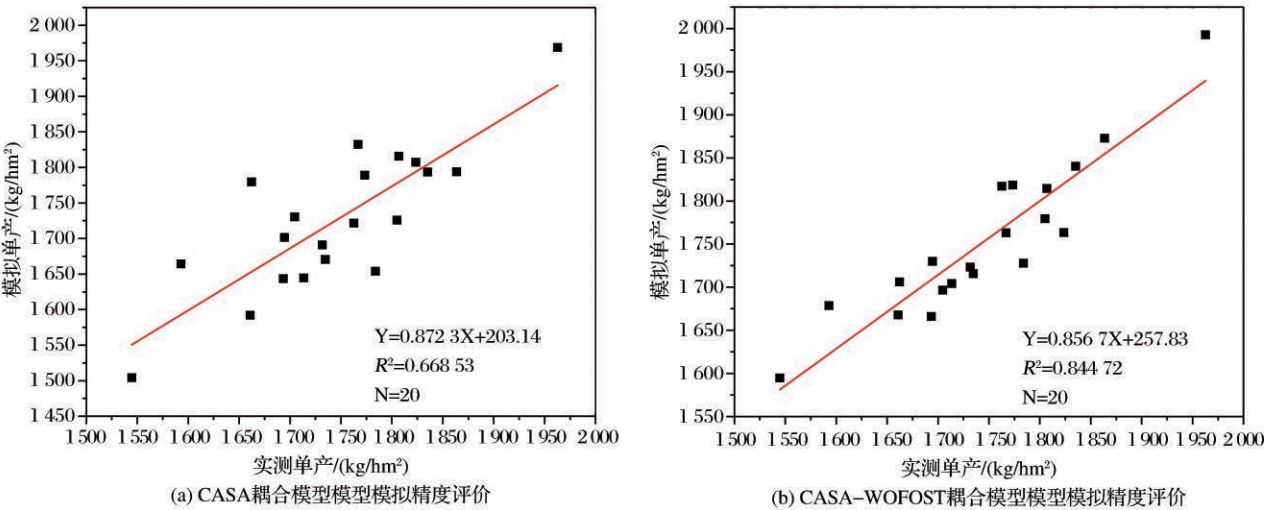


图 6 单产模拟结果精度分析

Fig.6 Accuracy analysis of yield simulation results

表 4 双山农场基地 2016 年大豆单产模拟精度分析

Table 4 Analysis results of Soybean yield simulation of in Shuangshan farm in 2016

精度评价指标	CASA 模型	CASA-WOFOST 模型
均方根误差(RMSE)/(kg/hm ²)	61.39	37.31
Nash-Sutcliffe 效率系数	0.614	0.813
线性回归判定系数(R ²)	0.668 53	0.844 72
绝对误差/(kg/hm ²)	51.41	29.52
相对误差	3.02	1.70

作物生长模拟模块中的干物质分配,代替 CASA 模型中的收获指数,规避由于收获指数而带来的不必要的误差,提升模型的精度,耦合得到 CASA-WOFOST 单产估算模式,不仅可以发挥 CASA 模型的优势,有较高的运行速度,还能发挥 WOFOST 模型的机理优势,此外还能有效发挥遥感数据的作用。CASA 适合在大区域范围内进行作物估产,首先利用 CASA 模型在田块尺度上进行估产,结果并不理想,因此对 CASA 模型进行改造,使其与 WOFOST 模型进行耦合,耦合后的模型在不明显影响模型运行速度的前提下具有更高模拟精度,适合在小区域田块尺度上进行单产估算。此外,根据相邻点线性插值和 S-G 迭代滤波方法,成功对 NDVI 进行时间序列重构,实现以天为步长连续监测作物。

(2)采用 CASA-WOFOST 耦合模型,综合考虑作物外部光能利用等环境因素与作物生长发育全过程,模拟大豆单产,线性回归判定系数(R^2)为 0.844 72, RMSE 为 37.31 kg/hm², Nash-Sutcliffe 效率系数为 0.813, 平均绝对误差与相对误差分别为 29.52 kg/hm²、1.70%, 预测结果均比利用 CASA 模

型与收获指数模拟单产效果好。说明基于 CASA-WOFOST 的耦合估产模式,在区域田块尺度上具有较高的模拟精度,可为该条件下的作物估产提供理论支持。

本文所应用的 CASA-WOFOST 耦合估产模式可以很大程度地提高作物估产精度,为区域农作物估产提供参考,下一步工作有:①在田块尺度上使用更高分辨率的遥感影像;②将模型应用于其他类型作物,探讨模型的适用性;③考虑水分胁迫、温度胁迫以及养分胁迫对模型模拟能力的影响,以提高耦合模型对极端天气的适应性。

参考文献(Reference):

[1] Cheng Zhiqiang, Meng Jihua. Research Advances and Perspectives on Crop Yield Estimation Models[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2015, 23(4):402-415.[程志强,蒙继华.作物单产估算模型研究进展与展望[J].中国生态农业学报,2015, 23(4):402-415.]

[2] Zhou Lei, Li Gang, Jia Dewei, et al. Yield Estimation of Winter Wheat in Henan Province based on the Vegetation Photosynthesis Model[J]. Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning, 2017, 38(6): 108-115.[周磊,李刚,贾德伟,等.基于光能利用率模型的河南省冬小麦单产估算研究[J].中国农业资源与区划, 2017, 38(6): 108-115.]

[3] Godfray H C, Beddington J R, Crute I R, et al. Food Security: The Challenge of Feeding 9 Billion People[J]. Science, 2010, 327(5967):812. doi: 10.1126/science. 1185383.

[4] Dai Liqin, Wu Bingfang, Li Qiangzi, et al. Overview of Technique Used by Crop Yield Forecasting[J]. Agriculture Network Information, 2006(4): 24-27, 49.[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):24-27,49.]

[5] Xu Xingang, Wu Bingfang, Meng Jihua, et al. Research Ad-

- vances in Crop Yield Estimation Models based on Remote Sensing[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2008, 24(2): 290-298.[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.]
- [6] Xiao X, Zhang Q, 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.
- [7] 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): 189-207.
- [8] Jiang Y, Zhang J H, Xu X D, *et al.* A GPP Assimilation Model for the Southeastern Tibetan Plateau based on CO₂ Eddy Covariance Flux Tower and Remote Sensing Data[J]. International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation, 2013, 23(1): 213-225.
- [9] 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.
- [10] Liu Zhenzhen, Zhang Xiwang, Chen Yunsheng, *et al.* Remote Sensing Estimation of Biomass in Winter Wheat based on CASA Model at Region Scale[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2017, 33(4): 225-233.[刘真真, 张喜旺, 陈云生, 等. 基于CASA模型的区域冬小麦生物量遥感估算[J]. 农业工程学报, 2017, 33(4): 225-233.]
- [11] Duncan W G, Loomis R S, Williams W A, *et al.* A Model for Simulating Photosynthesis in Plant Communities[J]. Hilgardia, 1967, 38(4): 181-205.
- [12] Wit C T D. Photosynthesis of Leaf Canopies [R/OL]. Wageningen: Pudoc (Agricultural Research Reports 663) - 57. Available Online: <https://library.wur.nl/WebQuery/wurpubs/413358> (Accessed on Dec 2018).
- [13] Drury C F, Hoogenboom G. 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.
- [14] Gao Liangzhi, Jin Zhiqing, RCSODS. Rice Cultivation Computer Simulation Optimization Decision System[J]. Journal of Computer Agriculture Application, 1993(3): 14-20.[高亮之, 金之庆. RCSODS. 水稻栽培计算机模拟优化决策系统[J]. 计算机农业应用, 1993(3): 14-20.]
- [15] Allard de Wit, 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(6): 39-52.
- [16] Jiang Zhiwei, Chen Zhongxin, Zhou Qingbo, *et al.* Global Sensitivity Analysis of CERES-Wheat Model Parameters[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2011, 27(1): 236-242.[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.]
- [17] Han Yanxin, Meng Jihua, Xu Jin. Soybean Growth Assessment Method based on NDVI and Phenological Calibration [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2017, 33(2): 177-182.[韩衍欣, 蒙继华, 徐晋. 基于NDVI与物候修正的大豆长势评价方法[J]. 农业工程学报, 2017, 33(2): 185-190.]
- [18] Meng J H, Du X, Wu B F. Generation of High Spatial and Temporal Resolution NDVI and Its Application in Crop Biomass Estimation [J]. International Journal of Digital Earth, 2013, 6(3): 16. doi: 10.1080/17538947.2011.623189.
- [19] Chen, J. A Simple Method for Reconstructing a High-quality NDVI Time-series Dataset based on the Savitzky-Golay filter [J]. Remote Sensing of Environment, 2004, 91(3-4): 332-344.
- [20] Potter C S, Randerson J T, Field C B, *et al.* Terrestrial Ecosystem Production: A Process Model based on Global Satellite and Surface Data [J]. Global Biogeochemical Cycle, 1993(7): 811-841.
- [21] Xie Guanghui, Wang Xiaoyu, Han Dongqing, *et al.* Harvest Index and Residue Factor Non-cereal Crops in China[J]. Journal of China Agricultural University, 2011, 16(1): 9-17.[谢光辉, 王晓玉, 韩东倩, 等. 中国非禾谷类大田作物收获指数和秸秆系数[J]. 中国农业大学学报, 2011, 16(1): 9-17.]
- [22] Yan Huimin, Liu Jiyan, Cao Mingkui. Spatial Pattern and Topographic Control of China's Agricultural Productivity Variability [J]. Acta Geographica Sinica, 2007, 62(2): 171-180.[闫慧敏, 刘纪远, 曹明奎. 中国农田生产力变化的空间格局及地形控制作用[J]. 地理学报, 2007, 62(2): 171-180.]
- [23] Los S O. Calibration Adjustment of the NOAA AVHRR Normalized Difference Vegetation Index Without Recourse to Component Channel 1 and 2 Data [J]. International Journal of Remote Sensing, 1993, 14(10): 1907-1917.
- [24] Field C B, Randerson J T, Malmström C M. Global Net Primary Production: Combining Ecology and Remote Sensing [J]. Remote Sensing of Environment, 1995, 51(1): 74-88.
- [25] Penman H L. Natural Evaporation from Open Water, Bare Soil and Grass [J]. Proceedings of the Royal Society of London, 1948, 193(1032): 120-145.
- [26] Ruimy A, Dedieu G, Saugier B. Methodology for the Estimation of Terrestrial Net Primary Production from Remotely Sensed Data [J]. Journal of Geophysical Research, 1994, 99: 5263-5284.
- [27] Wang Delu. Study on Maximum Efficiency of Potential Energy Conversion in the Black Soil Area of Song-Nen Plain [J]. System Sciences and Comprehensive Studies in Agriculture, 2000, 16(4): 303-304, 311.[王德禄. 对松嫩平原黑土区各主要作物的最大可能光能利用率的探讨[J]. 农业系统科学与综合研究, 2000, 16(4): 303-304, 311.]
- [28] Boogaard H L, Diepen C A V, Rotter R P, *et al.* WOFOST 7.1; User's Guide for the WOFOST 7.1 Crop Growth Simulation Model and WOFOST Control Center 1.5 [R/OL]. 1998, <https://library.wur.nl/WebQuery/wurpubs/41865> (Accessed

- on Dec 2018).
- [29] Zhu Jinhui, Dai Ping, Zhu Kaiquan, *et al.* Research Progress of WOFOST Model[J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2016, 44 (28): 194-196, 202.[朱津辉,戴萍,朱凯全,等. WOFOST模型的研究进展[J].安徽农业科学, 2016, 44 (28):194-196, 202.]
- [30] Xing Yajuan, Liu Dongsheng, Wang Pengxin. Advances of the Coupling Application of Remote Sensing Information and Crop Growth Model[J]. Advanced in Earth Science, 2009, 24 (4): 444-451.[邢雅娟,刘东升,王鹏新.遥感信息与作物生长模型的耦合应用研究进展[J].地球科学进展, 2009, 24 (4):444-451.]
- [31] Wu Dingrong, Ouyang Zhu, Zhao Xiaomin, *et al.* Applicability of Crop Growth Model WOFOST in North China Plain[J]. Chinese Journal of Plant Ecology, 2003(5): 594-602.[郭定荣,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(5):594-602.]
- [32] Wang Tao, Lü Changhe, Yu Bohua. 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.[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.]
- [33] Li Xiufen, Ma Shuqing, Gong Lijuan, *et al.* Evaluation of Meteorological Suitability Degree during Maize Growth Period based on WOFOST in Northeast China [J]. Chinese Journal of Agrometeorology, 2013, 34(1): 43-49[李秀芬,马树庆,宫丽娟,等.基于WOFOST的东北地区玉米生育期气象条件适宜度评价[J].中国农业气象, 2013, 34(1):43-49]
- [34] Cheng Z, Meng J, Wang Y. Improving Spring Maize Yield Estimation at Field Scale by Assimilating Time-series HJ-1 CCD Data into the WOFOST Model Using a New Method with Fast Algorithms[J]. Remote Sensing, 2016, 8(4): 303. doi: 10.3390/rs8040303.

Study on Soybean Yield Estimation Using the CoupledCASA and WOFOST Model

Ji Fujiang^{1,2}, Meng Jihua¹, Fang Huiting^{1,2}

(1.Key Laboratory of Digital Earth, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing, 100101 China;

2.University of Chinese Academy of Sciences, Beijing, 100049 China)

Abstract: China is an agricultural country. Yield estimating on field scales rapidly and accurately is not only instructional to farmers' field management, but also important for the response evaluation of farmland ecosystems to climate change, making scientific and rational food policies, external food trade and so on. The current primary estimation models include empirical statistical model, light use efficiency model, and crop growth model. Each type of model is relatively complete in its individual research filed, but all of them have certain amount of limitations. Remote sensing technology was used to estimate crop yield on a field scale within small regional areas. A farm of Heilongjiang Province was selected as the study area, and the soybean was as the research object. Based on the coupled CASA-WOFOST model and time-series HJ-1A/B remotely sensed data which covering the entire growing season of soybean to generate high temporal resolution Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), we achieved daily continuous monitoring of crop and simulating crop yield by CASA model and CASA-WOFOST model respectively. The results indicated that the coupled model had a faster running speed of the light use efficiency model, it could also give full play to mechanism advantages of crop growth model and overcome the limitations of the CASA model applied to field scales. The R^2 of soybean yields increased from 0.668 53 to 0.844 72 and RMSE decreased from 51.41 to 29.52 kg/ha. It is indicated that the coupled mode of light use efficiency model and crop growth model could simultaneously consider the light utilization and the whole physiological and ecological process of crop growth. So that the coupled model could improve the precision, reliability, and stability of crop yield estimation, and provide theoretical support for the estimation of crop yields in regional field scales and better serve the development of precision agriculture.

Key words: CASA-WOFOST coupled model; Yield estimation; Remote sensing; High temporal resolution NDVI