

毕 森, 詹 培, 何永坤, 等. 基于遥感数据与作物模型结合的重庆市水稻估产方法[J]. 江苏农业学报, 2025, 41(5): 893-904.  
doi: 10.3969/j.issn.1000-4440.2025.05.008

# 基于遥感数据与作物模型结合的重庆市水稻估产方法

毕 森<sup>1</sup>, 詹 培<sup>1,2</sup>, 何永坤<sup>1</sup>, 范 莉<sup>1</sup>, 张建平<sup>1</sup>

(1. 中国气象局气候资源经济转化重点开放实验室/重庆市气象科学研究所, 重庆 401147; 2. 南京信息工程大学生态与应用气象学院, 江苏 南京 210044)

**摘要:** 水稻是世界主要粮食作物, 准确预测其产量对粮食安全和农业资源管理具有重要意义。本研究采用 ORYZA(V3) 作物模型和 MODIS 遥感数据, 建立了遥感数据与作物模型结合的重庆市水稻估产模型。主要结论如下: 使用水稻分期播种试验数据对模型中的作物参数进行校正, 校正结果显示, 模型对生育期的模拟误差低于 5%, 地上总生物量(WAGT)和穗生物量(WSO)模拟值与实测值之间的决定系数( $R^2$ )均超过 0.970, 归一化均方根误差( $nRMSE$ )低于 22.0%, 提高了模型在重庆地区的适用性; 通过多参数组合下的叶面积指数(LAI)与水稻单产的回归分析, 建立了在最优结合日期(日序 182, 7月1日)下的 LAI 与水稻单产的回归模型, 据此完成对全市 2023 年水稻单产估算, 平均准确率达到 87%, 总体效果较好, 尤其是对重庆市西部、中部、东南部等水稻主产区的预测精度更高。研究结果证实, 将作物模型与遥感数据相结合, 能够有效提升区域农作物产量估算的精度, 在作物的产量预测领域展现出巨大的应用前景。

**关键词:** 水稻; 作物模型; 遥感估产; 数据耦合

中图分类号: S511; S127

文献标识码: A

文章编号: 1000-4440(2025)05-0893-12

## Rice yield estimation method in Chongqing based on remote sensing data and crop model

BI Miao<sup>1</sup>, ZHAN Pei<sup>1,2</sup>, HE Yongkun<sup>1</sup>, FAN Li<sup>1</sup>, ZHANG Jianping<sup>1</sup>

(1. China Meteorological Administration Key Open Laboratory of Transforming Climate Resources to Economy/Chongqing Institute of Meteorological Sciences, Chongqing 401147, China; 2. School of Ecology and Applied Meteorology, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China)

**Abstract:** Rice is a primary food crop globally, and accurate prediction of its yield is of great significance for food security and agricultural resource management. This study used the ORYZA(V3) crop model and MODIS remote sensing data to establish a rice yield estimation model for Chongqing. The main conclusions were as follows: the crop parameters in the model were calibrated using rice staged sowing experiment data. The calibration results showed that the simulation error of the model for the growth period was less than 5%, and the determination coefficients ( $R^2$ ) between the simulated and measured values

of total aboveground biomass (WAGT) and panicle biomass (WSO) exceeded 0.970. The normalized root mean square error ( $nRMSE$ ) was less than 22.0%, which improved the applicability of the model in Chongqing. Through regression analysis of LAI and rice yield under multiple parameter combinations of the model, a regression model of LAI and rice yield under the optimal combination date (182nd day of the year, July 1) was established. Based on this,

收稿日期: 2024-08-17

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(42175193); 中国气象局创新发展专项(CXFZ2023P016); 重庆市气象局青年基金项目(QNJJ202306)

作者简介: 毕 森(1996-), 女, 重庆万州人, 硕士研究生, 主要从事作物模型模拟研究。(E-mail) miaobi712@163.com

通讯作者: 詹 培, (E-mail) peizhan@nuist.edu.cn

the estimation of rice yield in Chongqing in 2023 was completed with an average accuracy of 87%, and the overall effect was good, especially in the main rice producing areas such as the western, central, and southeastern regions, where the accuracy was higher. The research results confirm that combining crop models with remote sensing data can effectively improve the accuracy of regional crop yield estimation and show great application prospects in the field of crop yield prediction.

**Key words:** rice; crop models; remote sensing yield estimation; data combination

水稻作为中国最重要的粮食作物之一,其播种面积和总产量分别占中国粮食作物总播种面积、总产量的 25% 和 31%<sup>[1]</sup>,因此水稻在保障中国粮食安全中占有极其重要的地位。在全球气候变化、水资源短缺、人口持续增长和农业灾害频发等多重挑战下,获取区域尺度上时空连续的水稻生长动态和产量估算信息可为指导农业生产、制定粮食政策提供评估数据和科学依据,也可明晰气候变化与农作物之间的交互作用、合理的水资源分配策略等提供重要的数据支撑<sup>[2]</sup>。

遥感技术和作物模型是开展区域农作物估产的前沿手段,已有众多学者针对 2 种手段分别开展区域尺度的农作物估产研究<sup>[3-8]</sup>。作物模型是在单点尺度上基于作物光合、呼吸、蒸腾等机理过程的动态生长模型,能对作物生长及其与环境的相互影响进行定量描述<sup>[9-10]</sup>,但在区域应用上,获取大面积的作物模型输入参数较为困难,难以准确表达区域尺度下农作物生长过程的空间差异<sup>[11]</sup>。遥感技术能提供大面积同步的周期性观测,但易受阴雨等不良天气的影响,存在一定的不确定性,且不具有机理性<sup>[12]</sup>。如何有机结合两者的优势对区域尺度下时空连续、准确的农作物生长过程监测和单产估算具有重要意义。近年来,遥感数据与作物模型结合的产量预测研究成为热点<sup>[13-18]</sup>。Lu 等<sup>[19]</sup>构建了一种作物模型和遥感数据相结合的深度学习方法,对水稻产量进行估算,成功提高了水稻产量预测的准确性;邢会敏等<sup>[20]</sup>对冬小麦冠层覆盖度、地上生物量和产量进行计算,使用模拟退火算法、复合型混合演化算法和粒子群优化算法 3 种同化算法进行 AquaCrop 作物模型与农业遥感的同化耦合,对比发现,3 种同化算法均能有效模拟冬小麦的冠层覆盖度、地上生物量和产量,其中,复合型混合演化算法无论在运算效率还是同化结果的精度上均优于粒子群优化算法和模拟退火算法。然而,这类研究对作物模型的模拟精度和遥感的监测精度有较高的依

赖性,作物模型、遥感反演的不确定性以及数据融合的方法对结果的影响较大,不同地区生产条件和管理措施的差异对结果也有较大影响<sup>[21-24]</sup>,因此如何增强遥感数据和作物模型的区域适用性,还需进一步研究。

重庆地区作为丘陵山地水稻种植的主产区之一,其复杂的地理环境为遥感研究带来了不确定性,为解决这一难题,发展适用于复杂地形的遥感和作物模型结合方法显得尤为重要<sup>[25]</sup>。ORYZA 系列模型是由国际水稻研究所(International rice research institute, IRRI)开发的基于水稻生长过程的作物模型,基于输入的气象数据、田间管理数据以及作物参数,该模型可以模拟水稻生长、发育过程以及最终单产水平,其模拟效果在不同地区和多种田间管理措施下得到了大量的检验和应用分析<sup>[26]</sup>,在水稻生长发育及水稻叶面积等方面的模拟与预测具有较高的准确性<sup>[27]</sup>。ORYZA (V3) 模型是 ORYZA2000 模型的更新版本,在 ORYZA2000 模型的基础上提升了干旱、氮肥不足和不同灌溉措施对水稻生长影响的定量评估。因此,本研究拟选取 ORYZA (V3) 模型,以重庆市水稻种植区为研究对象,结合水稻田间试验,开展重庆地区不同气候条件和生产管理条件下的遥感数据与作物模型结合的水稻产量预测研究,提高作物模型与遥感数据在重庆地区的应用能力,以期为该地区的水稻产量预测提供技术支撑。

## 1 材料与方 法

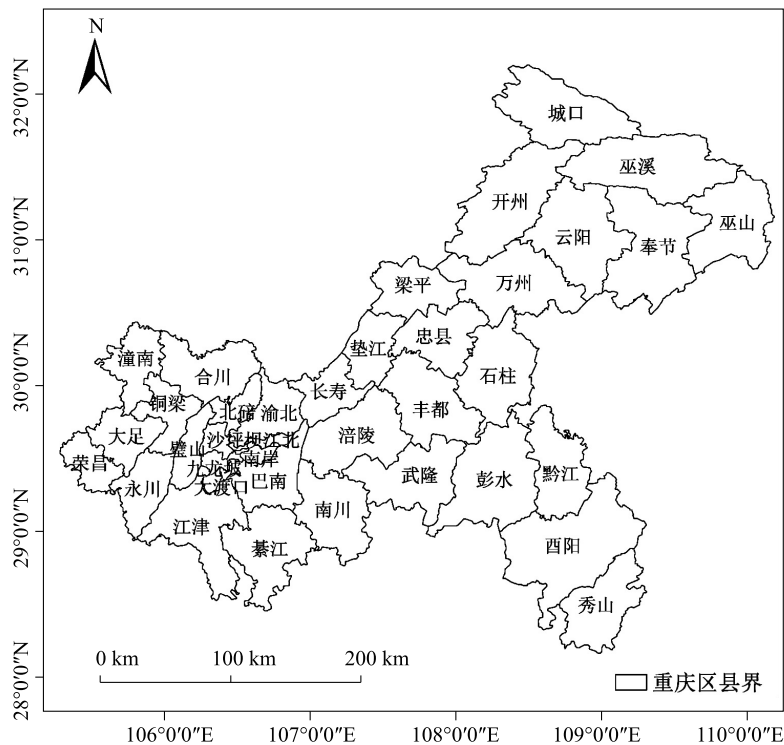
### 1.1 研究区概况

重庆市位于中国西南部,长江上游,青藏高原与长江中下游平原的过渡地带。全市地貌以中山、低山(占全市总面积的 75.9%)和丘陵(占全市总面积的 17.0%)为主,地貌类型组合特征和分布具有明显的区域差异,山峦叠翠,气候温和,山地平均海拔 1 200 m,无严寒,春季气温回暖早。研究区域如图 1 所示。

## 1.2 试验数据

1.2.1 作物模型所需数据 ORYZA(V3)模型运行需要气象数据、土壤参数、作物参数、管理数据等。ORYZA(V3)模型参数校正所使用田间试验数据来源于江津现代农业气象试验站2020–2022年的分期播种试验,试验种植品种为宜香优2115,它是重庆市水稻代表品种。试验共设置4个播期,分别为2月20日、3月2日、3月12日和3月22日,在水稻种植过程中观测水稻的生育期、生物量干重、生物量鲜重和单产等。模型校正中使用的观测数据包括水稻种植田

间管理信息(如施肥量、种植密度等)和水稻播种、移栽、孕穗、成熟的日期,以及不同生长阶段的叶面积指数(LAI)、叶干重、茎秆干重、穗干重和地上总干重;模型校正所需的气象数据为江津区气象台站观测的2020–2022年逐日气象观测数据,包括最高气温、最低气温、日照时数、降水量、相对湿度和风速;为进一步构建估产模型,本研究用校正后的作物模型模拟结果代替实测数据,开展大量的作物模型模拟,共使用了重庆市10个气象站点2013–2023年的逐日气象数据、重庆市水稻种植管理数据等。



审图号:渝S(2023)003号。底图边界无修改。

图1 重庆市区县分布图

Fig.1 Chongqing district and county distribution map

### 1.2.2 遥感数据

1.2.2.1 水稻识别使用数据 本研究使用的遥感数据源为通过美国宇航局研制的中分辨率成像光谱仪(MODIS)获取的地表反射率产品MOD09A1,空间分辨率为500 m,可提供可见光至短波红外共7个波段的地表反射率信息,共获取了2023年覆盖重庆市的46景影像,并基于重庆市矢量边界进行空间范围裁剪,得到水稻空间分布信息提取的输入数据。

1.2.2.2 LAI数据产品 本研究使用了美国宇航局

研制的中分辨率成像光谱仪(MODIS)获取的LAI数据产品MCD15A3H,空间分辨率为500 m,共获取了2023年覆盖重庆市的92景影像,并基于重庆市矢量边界进行空间范围裁剪。

### 1.3 研究方法

1.3.1 作物模型参数校正方法 ORYZA(V3)模型中的绝大多数参数都是通过大量试验所得,具有普适性。但有一部分参数需要根据当地实测数据来调整,这些参数可分为两部分:(1)水稻发育速率参

数,包括基本营养阶段发育速率、光敏感阶段发育速率、穗形成阶段发育速率和籽粒灌浆阶段发育速率;(2)水稻生长参数,包括比叶面积、干物质分配系数、叶片相对生长速率、叶片死亡速率、茎同化物转移系数及最大穗粒重等。本研究使用 2020-2022 年第 2 个和第 3 个播期(即 3 月 2 日、3 月 12 日)的水稻观测数据和气象数据作为 ORYZA(V3)模型作物参数的校正数据,第 1 个和第 4 个播期(即 2 月 20 日、3 月 22 日)的水稻观测数据作为验证数据。

水稻发育速率参数通过作物模型自带的 DRATES 模块确定,共计得到 6 组(2020-2022 年共 3 年,每年 2 个播期)参数,取其平均值作为最终参数;本研究使用的水稻生长参数由作物模型自带的 AutoCalibration(v2.1)模块确定,该模块根据实测数据对作物参数进行校正。每个参数的取值范围为其默认值上下浮动 30%后的范围(如穗生长因子默认值为 64 900,则其参数优化的取值范围为 45 430 至 84 370),当某一参数组合下模拟的穗生物量和地上总生物量与实测结果误差[以归一化均方根误差( $nRMSE$ )和决定系数( $R^2$ )衡量]最小时,则该参数组合为最优参数组合。以上参数校正共使用 3 年 2 个播期的观测数据,其中观测数据包括水稻地上总生物量和穗生物量的数据,地上总生物量全生育期测量 7 次,穗生物量测量 3 次,共计 60 个观测数据。

1.3.2 重庆市水稻空间分布信息提取方法 开展重庆市水稻遥感长势监测和估产的重要前提是获取重庆市水稻种植的空间分布信息。本研究基于美国宇航局发射的中分辨率成像光谱仪(MODIS)获取地表反射率信息,参考 Xiao 等<sup>[28]</sup>提出的水稻遥感识别方法,提取重庆市水稻空间分布信息。

1.3.2.1 计算用于水稻空间分布信息提取的遥感指数 所需遥感指数包括归一化植被指数( $NDVI$ )、增强型植被指数( $EVI$ )和地表水分指数( $LSWI$ )。其中  $NDVI$  和  $EVI$  与地表覆盖的植被信息相关性较高,而  $LSWI$  与植被含水量或地表水分覆盖信息相关性较高,3 种遥感指数的计算公式如下:

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R} \quad (1)$$

$$EVI = 2.5 \times \frac{NIR - R}{NIR + 6.0R - 7.5B + 1.0} \quad (2)$$

$$LSWI = \frac{NIR - SWIR}{NIR + SWIR} \quad (3)$$

式中, $R$ 、 $B$ 、 $NIR$  和  $SWIR$  分别代表红光波段、蓝光波段、近红外波段和短波红外波段的反射率。

1.3.2.2 水稻淹水信息提取 水稻种植过程中的灌水过程是水稻区别于其他作物的重要特征,而识别水稻淹水信息也是水稻遥感识别的关键过程。本研究参考 Xiao 等<sup>[28]</sup>基于 MODIS 遥感影像提出的规则识别水稻淹水信息的提取方法,即当水稻移栽期间满足公式(4)的条件时该像元被判定为淹水像元。

$$\text{淹水像元} = \begin{cases} LSWI + 0.05 \geq EVI \\ LSWI + 0.05 \geq NDVI \end{cases} \quad (4)$$

1.3.2.3 水稻识别及后处理 针对每个 MODIS 像元,对水稻移栽期前后 30 d 的 MODIS 时序数据识别淹水信息,当淹水信息数量大于 1 时,则认为该像元为潜在的水稻像元。随后,对识别结果进行后处理,将永久水体、自然植被、陡坡等背景剔除,具体规则如下:

①永久水体:将  $NDVI$  小于 0.1 且  $NDVI$  小于  $LSWI$  的像元划分为地表覆水,而一年中地表覆水时间超过 80 d(即某像元在 MODIS 时间序列上存在 10 次以上被认为覆水的情况),则被认为是永久水体。

②自然植被:当某像元一年中  $NDVI$  高于 0.7 的时间超过 160 d(即在 MODIS 时间序列上存在 20 次以上  $NDVI$  大于 0.7 的情况),则被认为是常绿森林;当某像元不存在  $LSWI$  小于 0.15 的情况时,则被认为是常绿灌木。

③陡坡:当某地坡度大于  $2^\circ$  时则认为该地区坡度较陡,不适合水稻种植。坡度由距离-多普勒地形校正方法和航天飞机雷达地形测量任务(STRM)的 90 m 数字高程模型(DEM)产品进行坡度分析得到。

1.3.3 结合遥感数据和作物模型的水稻估产方法构建 本研究在参考以往研究的基础上,构建了一种耦合作物模型与遥感观测的水稻单产估算方法,降低了区域尺度下开展农作物估产的难度以及对实测数据的依赖性。

1.3.3.1 水稻生长模拟及单产预测模型构建 在以往的研究中,学者将特定时期的遥感植被指数或  $LAI$  数据与单产进行关联,以用于农作物估产,并取得了较高的精度<sup>[29]</sup>,但特定时期的选择、地面观测以及单产数据的获取难度较大,而在缺乏观测数据的条件下如何准确预测作物单产是个难题。针对这个问题,本研究在参考以往研究结果<sup>[30]</sup>的基础上,

以 ORYZA (V3) 作物模型模拟结果代替实测数据, 比较研究区内的气象、作物管理的差异, 设置不同的气象条件、作物管理的参数组合 (表 1), 开展大量的作物模型模拟, 以代表真实情况下的水稻生长状况。然后在此基础上, 以日为单位, 探究在多种参数组合下, 模型模拟的逐日 LAI 与单产之间的关系, 并基于两者相关性 [使用决定系数 ( $R^2$ ) 表示] 最高的日期构建线性回归模型, 以用于水稻单产预测。

1.3.3.2 单产预测 基于 ORYZA (V3) 模型模拟和回归分析的结果, 得到最优回归日期 (即 LAI 与单产相关性最高的日期), 将该日期对应的回归模型应用于对应日期的 MODIS LAI 数据上, 得到最终的水

稻单产预测值。由于模型模拟的 LAI 与 MODIS 影像反演的 LAI 可能存在数值范围的差异, 因此在应用回归模型前对 MODIS LAI 的数值进行缩放, 缩放系数 (ratio) 如下:

$$ratio = \frac{\sum date(LAI_{model}) / n_{model}}{\sum date(LAI_{MODIS}) / n_{MODIS}} \quad (5)$$

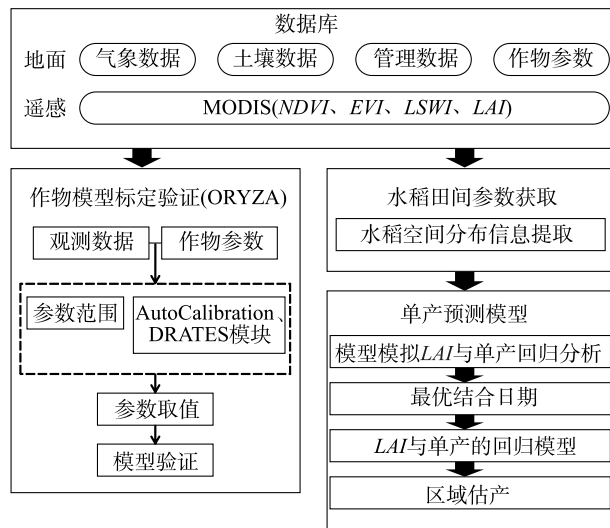
其中,  $LAI_{model}$  表示作物模型模拟的叶面积指数,  $LAI_{MODIS}$  表示 MODIS 遥感影像反演的叶面积指数;  $date()$  表示获取特定日期的叶面积指数;  $\Sigma$  表示对所有模拟结果或像元进行求和;  $n_{model}$  和  $n_{MODIS}$  分别表示模型模拟的叶面积指数结果的数量和水稻像元数。

表 1 用于 ORYZA (V3) 模型模拟的参数

Table 1 Parameters for ORYZA (V3) model simulation

参数	数值	注释
年份	2013-2023	针对不同年份使用对应的气象数据
站点	开州点、垫江点、梁平点、万州点、永川点、合川点、江津点、南川点、丰都点、酉阳点	所有站点附近均有水稻种植
播期	日序 61~100	共设置 40 个播期
苗床期 (d)	24~51	水稻出苗至移栽期之间的时间, 共设置 28 个时长
每穴株数 (株)	2, 3, 5	
种植密度 (穴, 1 m <sup>2</sup> )	11, 12, 33	

本研究的技术路线见图 2。



NDVI 为归一化植被指数, EVI 为增强型植被指数, LSWI 为地表水分指数, LAI 为叶面积指数。

图 2 本研究的技术路线

Fig.2 Technical roadmap

## 2 结果与分析

### 2.1 水稻空间分布信息提取结果

水稻空间分布信息提取结果如图 3 所示, 水稻总体上主要分布于重庆市西部和中部, 其中水稻种植面积较广的区 (县) 包括合川区、江津区、永川区、涪陵区、荣昌区、大足区、潼南区、铜梁区、南川区、垫江县、梁平区、忠县、酉阳土家族苗族自治县、秀山土家族苗族自治县等, 空间分布结果与实际情况基本一致。

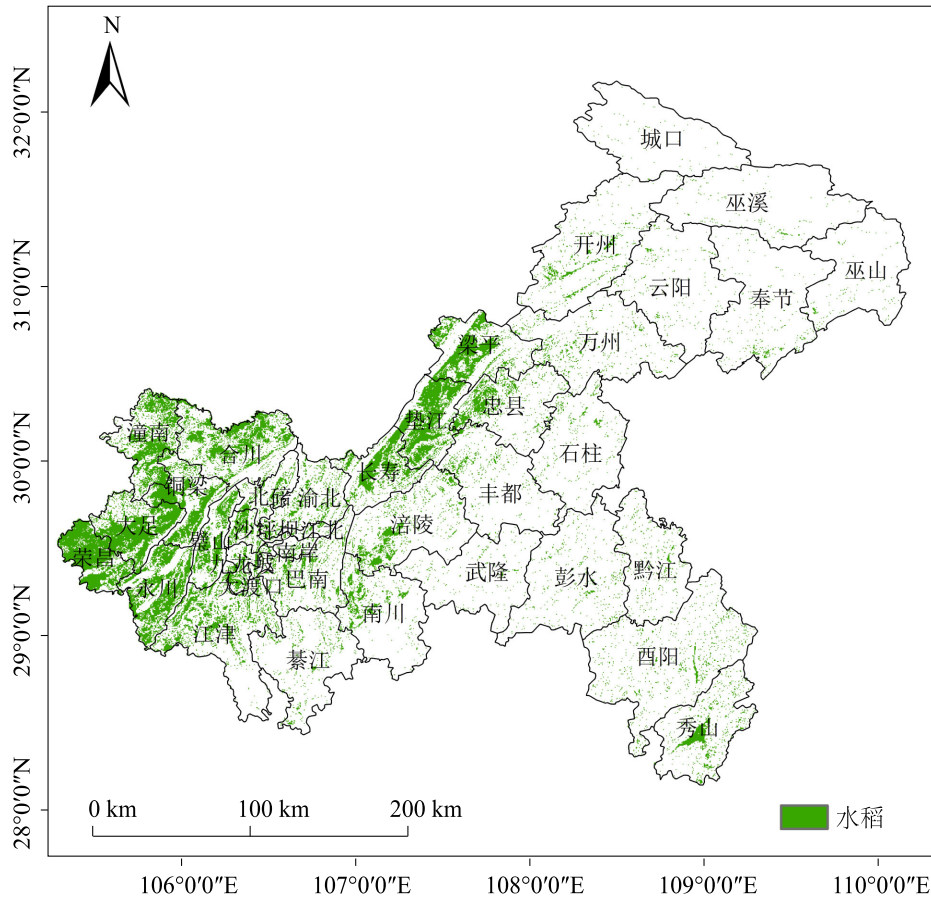
### 2.2 作物模型校正结果

由 DRATES 程序获取的水稻发育速率参数见表 2, 总体上水稻生育期模拟结果与实测日期之间的误差小于 5%, 符合模拟应用的需求。

由 AutoCalibration (v2.1) 模块获取了水稻作物参数, 图 4 是 ORYZA (V3) 模型的模拟结果与观测数据之间的差异。总体上, 模型模拟的水稻生物量与实测结果之间吻合度较高, 与实际的水稻干物质积累和分配过程较为一致, 说明参数校正后 ORYZA

(V3)能够较好地描述研究区水稻生长的过程。进一步开展定量分析,结果显示,不同年份和不同播期下,ORYZA(V3)模型模拟的地上总生物量(WAGT)和穗生物量(WSO)与实测值之间的 $R^2$ 均在0.970以上,归一化均方根误差(nRMSE)低于22.0%(表3)。其中WAGT的模拟值与实测值之间的 $R^2$ 为0.981~0.996,均值为0.989,其nRMSE为8.6%~

21.6%,均值为13.7%;WSO的模拟值与实测值之间的 $R^2$ 为0.971~0.999,均值为0.988,其nRMSE为6.1%~16.2%,均值为10.0%(表3、图5~图7)。以上结果表明,经过参数校正后的ORYZA(V3)模型可以较好地模拟水稻生长和单产的形成过程,使用该参数模拟重庆市水稻生长状态和单产的结果可信度较高。



审图号:渝S(2023)003号。底图边界无修改。

图3 重庆市水稻空间分布图

Fig.3 Spatial distribution of rice in Chongqing

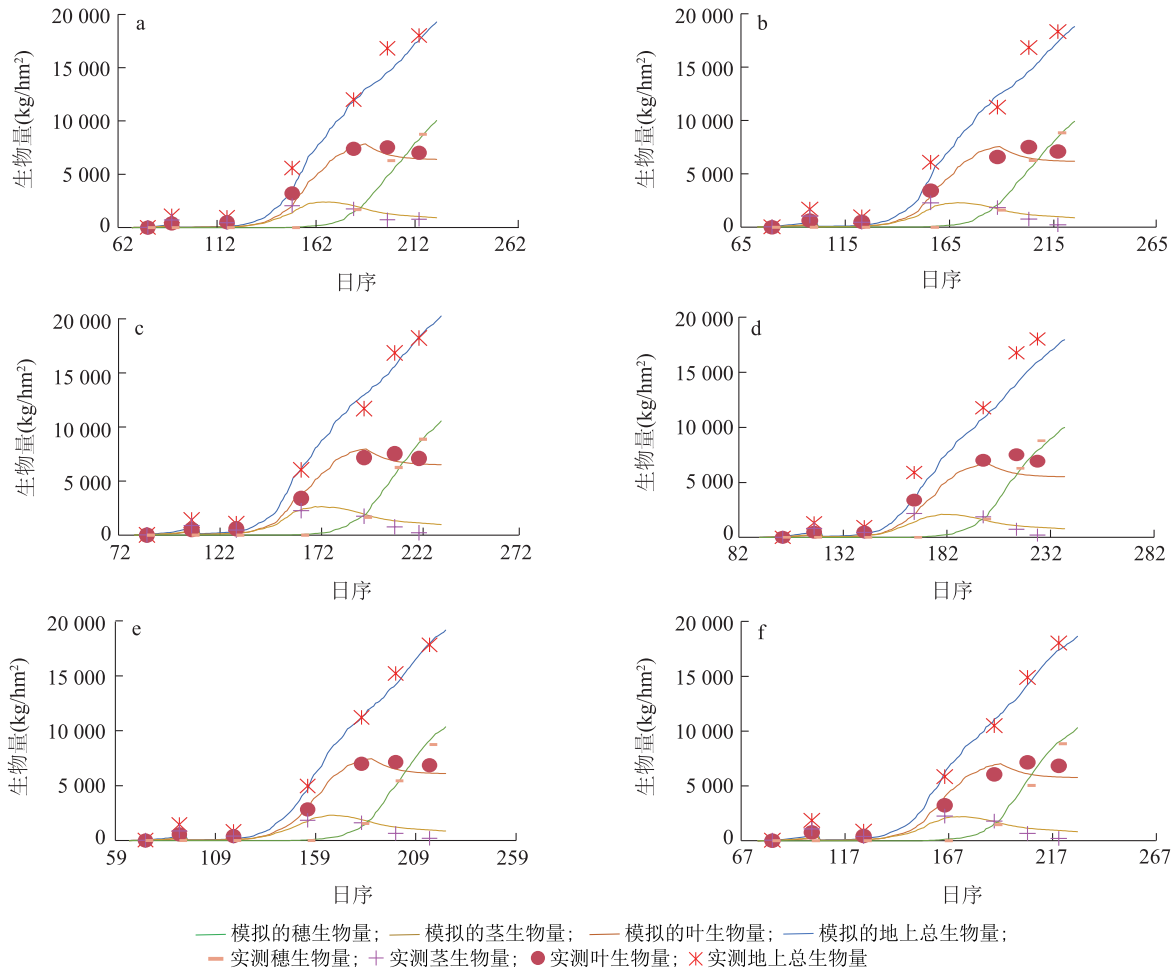
表2 由定标程序获取的水稻发育速率参数

Table 2 Rice development rate parameters obtained by the calibration program

参数	定义	取值 ( $^{\circ}\text{C}/\text{d}$ )
DVRJ	基本营养阶段发育速率	0.000 598 52
DVRI	光敏感阶段发育速率	0.000 688 05
DVRP	穗形成阶段发育速率	0.000 676 26
DVRR	籽粒灌浆阶段发育速率	0.001 575 48

### 2.3 最优结合日期的确定

经过对模型模拟的多参数组合下的LAI与单产的回归分析,得到了不同日序下LAI与水稻单产之间相关性的分布图(图8)。总体上,两者之间的相关性随日序变化呈现先升高后降低的趋势,其中相关性最高的日序为182(7月1日),为水稻孕穗期,其 $R^2$ 达到0.33,而在水稻分蘖期和成熟期也有相对较高的相关性。基于第182d的模拟LAI和模拟单产构建回归模型(图9),模型可以表示为:



a:2020年播期1(2月20日);b:2020年播期4(3月22日);c:2021年播期1(2月20日);d:2021年播期4(3月22日);e:2022年播期1(2月20日);f:2022年播期4(3月22日)。

图4 ORYZA (V3) 模型模拟结果与实测结果对比

Fig.4 Comparison between simulation results of ORYZA (V3) model and the measured results

表3 ORYZA (V3) 模型模拟的生物量与实测值一致性

Table 3 Consistency between biomass simulated by ORYZA (V3) model and the measured values

参数	地上总生物量		穗生物量	
	R <sup>2</sup>	nRMSE (%)	R <sup>2</sup>	nRMSE (%)
2020年播期1	0.987	16.3	0.971	16.2
2020年播期4	0.981	16.1	0.981	11.1
2021年播期1	0.989	9.7	0.991	8.4
2021年播期4	0.990	21.6	0.999	10.9
2022年播期1	0.996	8.6	0.993	7.3
2022年播期4	0.991	9.7	0.996	6.1
均值	0.989	13.7	0.988	10.0

R<sup>2</sup>:决定系数;nRMSE:归一化均方根误差。2020年播期1为2月20日,播期4为3月22日;2021年播期1为2月20日,播期4为3月22日;2022年播期1为2月20日,播期4为3月22日。

$$Yield = 6\ 225.193\ 8 + 1\ 410.786\ 4 \times LAI_{182} \quad (6)$$

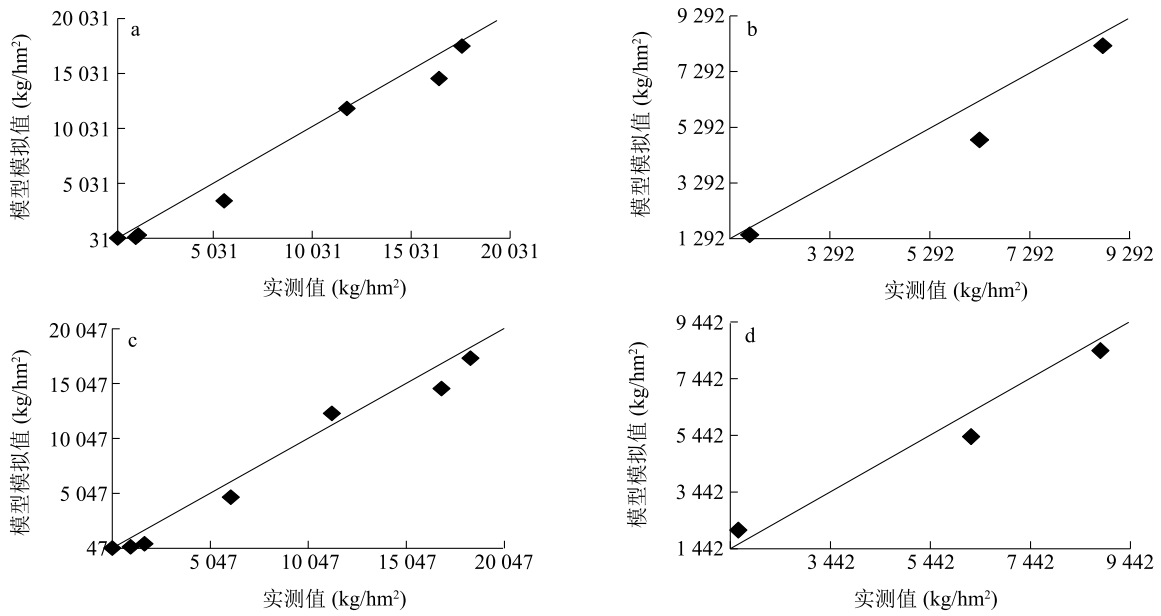
其中 *Yield* 表示水稻单产(单位 kg/hm<sup>2</sup>), *LAI*<sub>182</sub> 为日序 182(7月1日)的 *LAI*。

## 2.4 水稻单产估算精度

根据前文建立的回归模型,选取 2023 年观测日期与最优结合日期(日序 182)最为接近的 MODIS *LAI* 影像,并设置缩放系数为 0.8,最终得到 2023 年重庆市水稻单产估算结果(图 10)。整体来看,全市水稻单产估算平均准确率达到了 87%,模拟效果较好,尤其是在重庆市西部、中部、东南部等水稻主产区,估算结果更加精确;东北部的部分区域水稻单产反演结果与实际情况存在一定偏差(图 11),可能是因为受到 MODIS *LAI* 产品精度的影响。此外,东北部气候特征与其余地区相比

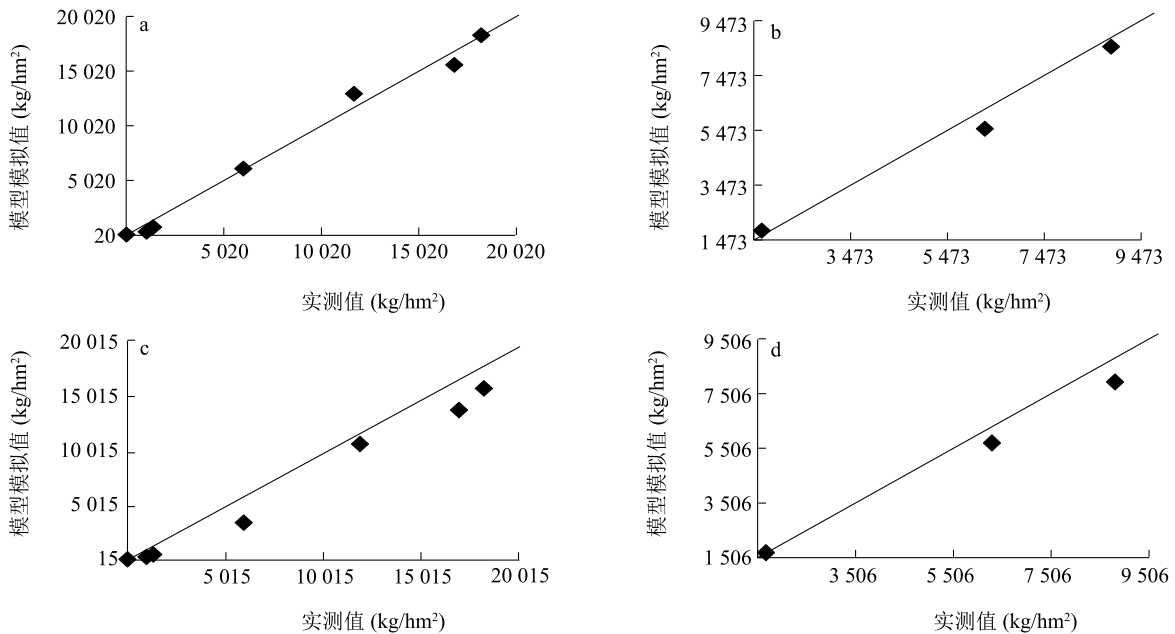
存在较大差异,进一步影响了估产模型的准确性。为了进一步提升遥感和作物模型结合的估产精细化水平,在未来的研究中需要结合更高分辨率的

遥感数据和更准确的地面实测 LAI 数据,实现更精确的水稻单产估算。



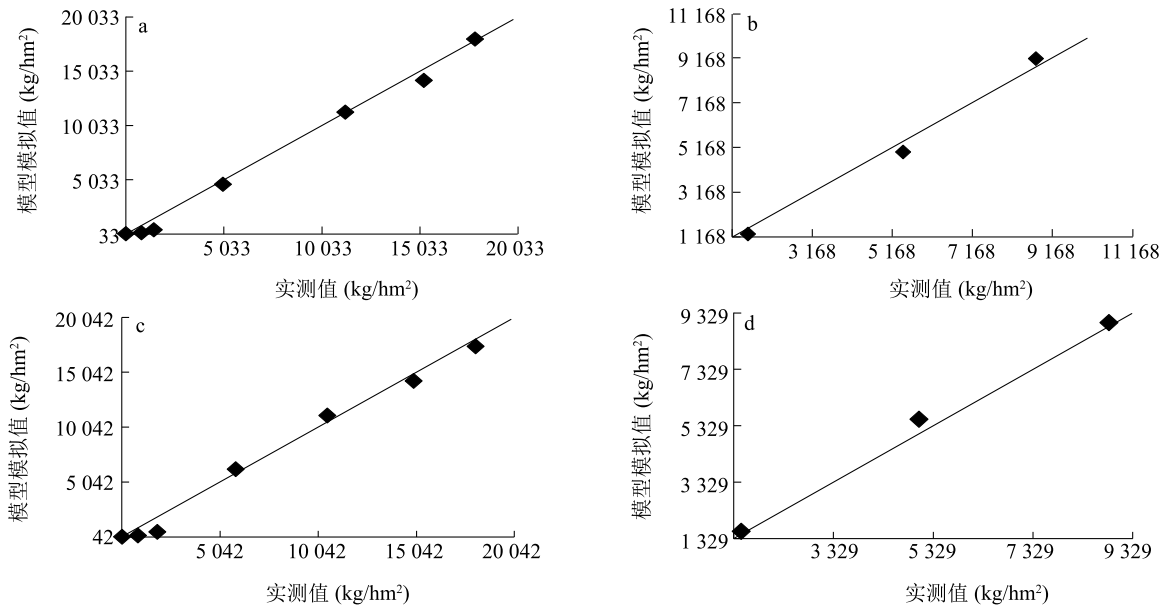
a:播期1(2月20日)地上总生物量;b:播期1(2月20日)穗生物量;c:播期4(3月22日)地上总生物量;d:播期4(3月22日)穗生物量。  
图5 2020年 ORYZA (V3) 模型模拟结果与实测结果一致性对比

Fig.5 Comparison of consistency between the simulation results of the ORYZA (V3) model and the measured results in 2020



a:播期1(2月20日)地上总生物量;b:播期1(2月20日)穗生物量;c:播期4(3月22日)地上总生物量;d:播期4(3月22日)穗生物量。  
图6 2021年 ORYZA (V3) 模型模拟结果与实测结果一致性对比

Fig.6 Comparison of consistency between the simulation results of the ORYZA (V3) model and the measured results in 2021



a:播期1(2月20日)地上总生物量;b:播期1(2月20日)穗生物量;c:播期4(3月22日)地上总生物量;d:播期4(3月22日)穗生物量。

图7 2022年 ORYZA (V3) 模型模拟结果与实测结果一致性对比

Fig.7 Comparison of consistency between the simulation results of the ORYZA (V3) model and the measured results in 2022

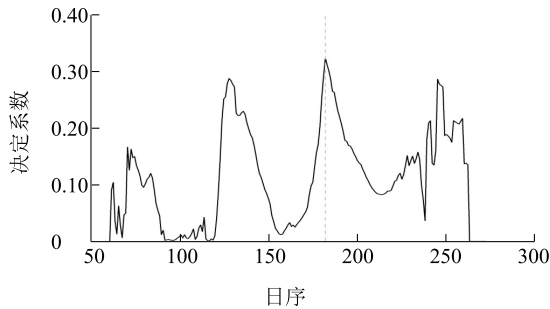
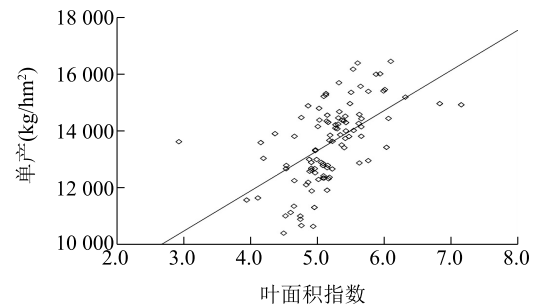


图8 不同日序下模型模拟叶面积指数(LAI)与单产之间的相关性

Fig.8 Correlation between simulated leaf area index (LAI) and yield under different dates in the model



黑色斜线为建立的单产与LAI<sub>182</sub>(第182d的叶面积指数)的回归模型。

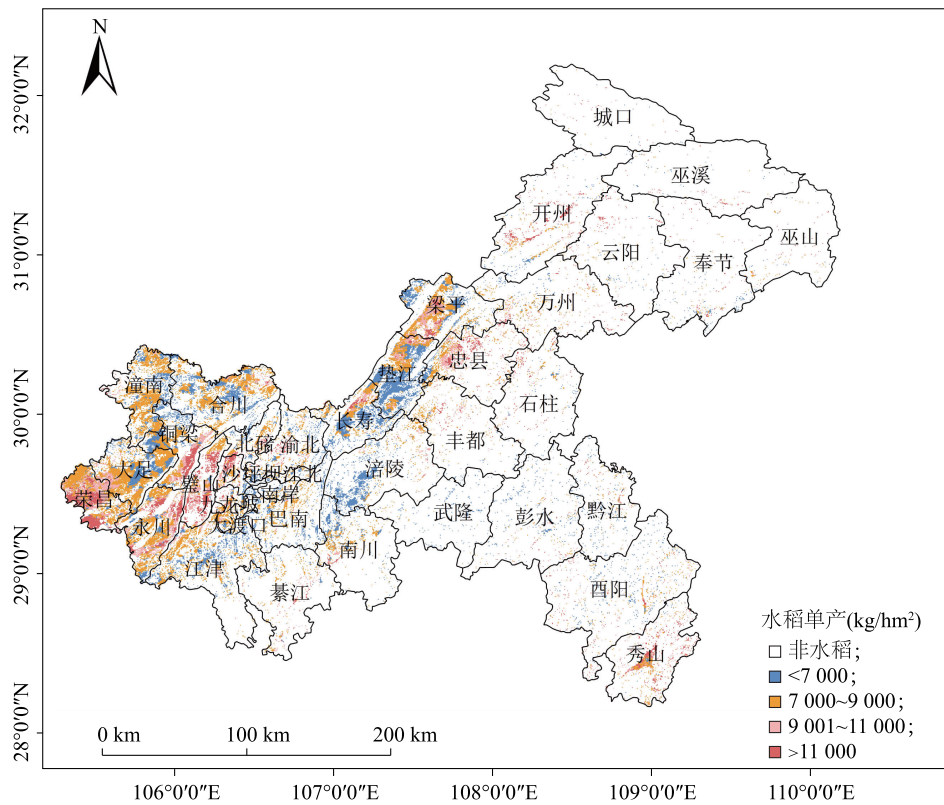
图9 LAI<sub>182</sub>与水稻单产的关系

Fig.9 Relationship between LAI<sub>182</sub> and rice yield

### 3 讨论

本研究探究了一种结合 ORYZA (V3) 水稻生长模型和遥感数据的估产方法,该方法在准确性方面表现出较高的潜力,然而遥感信息与作物模型均会受到诸多因素的影响,比如作物模型的本地化应用情况对大田试验数据具有较大的依赖性,调参算法有待进一步优化;重庆地区多阴雨天气,而遥感数据受阴雨等气候因素影响较大,给该地区水稻反演精度的提高带来不利影响,加大了大面积水稻估产的难度。

未来的研究还需从多个方面进一步深入:开展大量的大田试验以得到适用性更强的作物模型参数组合,结合不同作物模型的优势提高模型的本地化应用能力;提高遥感数据的精度并加强对多个过程变量(如叶面积指数、光合有效辐射、蒸散量等)结合的研究,以增强遥感数据的应用效果;遥感信息和作物模型的结合算法更是一大难点,在作物估产上具有较大的应用潜力,有待深入研究。随着近年来对地观测技术的不断发展,农业生产对作物生长动态监测的时空精细化需求日益迫切。在此背景下,多参数协同优化、多源数据融合、多模型结合已成为



审图号:渝 S(2023)003 号。底图边界无修改。

图 10 重庆市 2023 年估算水稻单产空间分布图

Fig.10 Spatial distribution of estimated rice yield per unit area in Chongqing in 2023

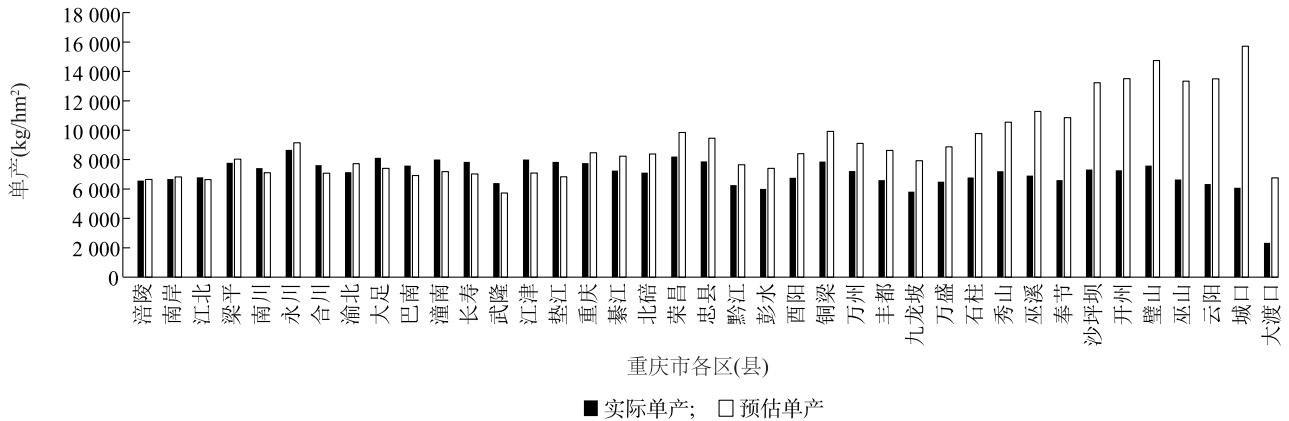


图 11 2023 年重庆市各区(县)水稻实际单产与预估单产的对比

Fig.11 Comparison of actual and estimated rice yield in various districts and counties of Chongqing in 2023

深化作物模型与遥感结合研究的必然发展趋势<sup>[31-32]</sup>。

### 4 结论

本研究针对重庆地区,将 ORYZA (V3) 作物生长模型与遥感数据相结合,建立了区域水稻估产模

型,主要结论如下:

(1) 水稻生长信息提取。基于 MODIS 数据完成了重庆市水稻生长信息的提取,得到重庆市水稻种植分布,结果显示,西部、中部、东南部为水稻主产区,与实际情况基本一致。

(2) 作物模型参数调整。结合气象数据、分期

播种试验数据,对作物模型的作物参数进行调整,使其能模拟重庆地区的水稻生长发育过程,结果显示:生育期模拟结果误差小于5%;地上总生物量的模拟值与实测值之间的 $R^2$ 为0.981~0.996,均值为0.988,其 $nRMSE$ 为8.6%~21.6%,均值为13.7%;穗生物量的模拟值与实测值之间的 $R^2$ 为0.971~0.999,均值为0.988,其 $nRMSE$ 为6.1%~16.2%,均值为10.0%,模拟结果具有较高的可信度。

(3)建立作物模型与遥感数据结合的估产方法。利用优化后的作物模型,对模型多参数组合下的 $LAI$ 与单产进行回归分析,建立了在最优结合日期(日序182)下的 $LAI$ 与水稻单产的回归模型,据此完成全市2023年水稻单产估算,平均准确率达到87%,总体效果较好,尤其是对西部、中部、东南部等水稻主产区水稻单产估算的精度较高,东北部部分区域的水稻单产反演结果与实际情况存在一定差异。

#### 参考文献:

- [1] 国家统计局. 中国统计年鉴[M]. 北京:中国统计出版社, 2022.
- [2] 张 强,张戈丽,朱道林,等. 1980-2018年中国水稻生产变化的时空格局[J]. 资源科学,2022,44(1):687-700.
- [3] 王鹏新,齐 璇,李 俐,等. 基于随机森林回归的玉米单产估测[J]. 农业机械学报,2019,50(7):237-245.
- [4] 吴炳方,张 森,曾红伟,等. 全球农情遥感速报系统20年[J]. 遥感学报, 2019,23(6):1053-1063.
- [5] WU B F, MA Z H, YAN N N. Agricultural drought mitigating indices derived from the changes in drought characteristics[J]. Remote Sensing of Environment,2020,244:111813.
- [6] LIU W H, LI Z T, LI Y, et al. Heterogeneous impacts of excessive wetness on maize yields in China: evidence from statistical yields and process-based crop models[J]. Agricultural and Forest Meteorology,2022,327:109205.
- [7] ZHANG Z T, SUN S, ZHANG F L, et al. Using estimated radiation in crop models amplified the negative impacts of climate variability on maize and winter wheat yields in China[J]. Agricultural and Forest Meteorology,2022,318:108914.
- [8] CHEN N, LI X Y, SHI H B, et al. Modeling effects of biodegradable film mulching on evapotranspiration and crop yields in Inner Mongolia[J]. Agricultural Water Management,2023,275:107996.
- [9] JIN X L, KUMAR L, LI Z H, et al. A review of data assimilation of remote sensing and crop models[J]. European Journal of Agronomy,2018,92:141-152.
- [10] YU S X, ZHANG N Y, KAISER E, et al. Integrating chlorophyll fluorescence parameters into a crop model improves growth prediction under severe drought[J]. Agricultural and Forest Meteorology,2021,303:108367.
- [11] 赵龙才,李粉玲,常庆瑞. 农作物遥感识别与单产估算研究综述[J]. 农业机械学报,2023,54(2):1-19.
- [12] 陈仲新,任建强,唐华俊,等. 农业遥感研究应用进展与展望[J]. 遥感学报,2016,20(5):748-767.
- [13] DORIGO W A, ZURITA-MILLA R, DE WIT A J W, et al. A review on reflective remote sensing and data assimilation techniques for enhanced agroecosystem modeling[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation,2007,9(2):165-193.
- [14] 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.
- [15] ZHANG L, GUO C L, ZHAO L Y, et al. Estimating wheat yield by integrating the WheatGrow and PROSAIL models[J]. Field Crops Research,2016,192:55-66.
- [16] 钱凤魁,王化军,王祥国,等. 基于WOFOST模型与遥感数据同化的县级尺度玉米估产研究[J]. 沈阳农业大学学报,2024,55(2):138-152.
- [17] WANG D, STRUIK P C, LIANG L, et al. Developing remote sensing- and crop model-based methods to optimize nitrogen management in rice fields[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2024,220:108899.
- [18] 刘正春,徐占军,毕如田,等. 基于4DVAR和EnKF的遥感信息与作物模型冬小麦估产[J]. 农业机械学报,2021,52(6):223-231.
- [19] LU J, LI J, FU H K, et al. Estimation of rice yield using multi-source remote sensing data combined with crop growth model and deep learning algorithm[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2025,370:110600.
- [20] 邢会敏,李振海,徐新刚,等. 基于遥感和AquaCrop作物模型的多同化算法比较[J]. 农业工程学报,2017,33(13):183-192.
- [21] XIE Y, WANG P X, BAI X J, et al. Assimilation of the leaf area index and vegetation temperature condition index for winter wheat yield estimation using Landsat imagery and the CERES-Wheat model[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2017,246:194-206.
- [22] 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.
- [23] ZILIANI M G, ALTAF M U, ARAGON B, et al. Early season prediction of within-field crop yield variability by assimilating CubeSat data into a crop model[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2022,313:108736.
- [24] WU S R, YANG P, REN J Q, et al. Regional winter wheat yield estimation based on the WOFOST model and a novel VW-

- 4DEnSRF assimilation algorithm[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2021, 255: 112276.
- [25] ZHENG J H, ZHANG S. Improving rice phenology simulations based on the Bayesian model averaging method [J]. *European Journal of Agronomy*, 2023, 142: 126646.
- [26] YU Q N, CUI Y L, LIU L G. Assessment of the parameter sensitivity for the ORYZA model at the regional scale—A case study in the Yangtze River Basin[J]. *Environmental Modelling & Software*, 2023, 159: 105575.
- [27] YOUNG M D B, GOWING J W, WYSEURE G C L, et al. Parched-thirst: development and validation of a process-based model of rainwater harvesting[J]. *Agricultural Water Management*, 2002, 55(2): 121-140.
- [28] XIAO X M, BOLES S, LIU J Y, et al. Mapping paddy rice agriculture in Southern China using multi-temporal MODIS images[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 95(4): 480-492.
- [29] CLEVERS J G P W. A simplified approach for yield prediction of sugar beet based on optical remote sensing data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1997, 61(2): 221-228.
- [30] LOBELL D B, THAU D, SEIFERT C, et al. A scalable satellite-based crop yield mapper [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 164: 324-333.
- [31] MARTRE P, WALLACH D, ASSENG S, et al. Multimodel ensembles of wheat growth: many models are better than one [J]. *Global Change Biology*, 2015, 21(2): 911-925.
- [32] RUANE A C, HUDSON N I, ASSENG S, et al. Multi-wheat-model ensemble responses to interannual climate variability[J]. *Environmental Modelling & Software*, 2016, 81: 86-101.

(责任编辑:陈海霞)