

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2023.06.014

基于作物生长模型与机器学习算法的区域冬小麦估产

马战林¹ 文 枫¹ 周颖杰² 鲁春阳¹ 薛华柱³ 李长春³

(1. 河南城建学院测绘与城市空间信息学院, 平顶山 467001; 2. 河南城建学院管理学院, 平顶山 467001;
3. 河南理工大学测绘与国土信息工程学院, 焦作 454003)

摘要: 为精准、高效、实时地实现区域冬小麦产量估算,以河南省鹤壁市淇县桥盟乡石桥村为研究区,基于分辨率 10 m 的 Sentinel-2 多时相光学遥感影像,利用集合卡尔曼滤波(Ensemble Kalman filter, EnKF)算法同化 PROSAIL 辐射传输模型反演的多期叶面积指数(Leaf area index, LAI)到 PyWOFOST 作物生长模型中实现一定数量不同长势单点产量的估测,最后利用建立的机器学习模型和面域数据反演区域冬小麦产量,实现作物生长模型与机器学习算法的应用耦合及一种新的区域冬小麦估产模式。研究基于 Sobol 参数敏感性分析法量化对贮藏器官总干重质量(Total dry weight of storage organs, TWSO)与 LAI_{max} 的敏感性参数,并基于反演的多期 LAI 和粒子群优化(Particle swarm optimization, PSO)算法优化与 LAI_{max} 相关的 TDWI、TBASE、CVS、CVL 敏感性参数,将其输入到 PyWOFOST 模型中,利用 EnKF 算法和时序 LAI 数据调整对 TWSO 相关的 AMAXTB1、TDWI、TSUMEM、CVO 敏感性参数,实现单点产量的估算;与实测单点产量相比,该方法估算的 R^2 、RMSE、MAE、Bias 分别为 0.866 5、468.64 kg/hm²、385.70 kg/hm² 和 103.08,为建立随机森林回归(Random forest regression, RFR)区域估产算法提供准确的单点产量训练数据。针对研究区(309.32 hm²),基于不同长势人工样点产量数据建立的 RFR 区域估产算法,区域估产精度为 99.44%,每公顷算法运行用时 1.55 s;应用 EnKF 算法同化多时期面域 LAI 到 PyWOFOST 作物生长模型中的区域估产精度为 89.01%,每公顷算法运行用时约 0.47 h;耦合 PyWOFOST 作物生长模型与 RFR 机器学习算法的区域估产精度达到 95.58%,每公顷算法运行用时 8.85 s(训练数据的单点产量计算占总时长约 81.35%),显著降低机器学习算法所需的人工成本和同化变量过程计算的时间及算力成本。研究结果为准确、快速的大区域作物估产提供理论支持和技术参考。

关键词: 冬小麦; 估产; Sentinel-2 卫星; 集合卡尔曼滤波; PyWOFOST 作物生长模型

中图分类号: P237 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2023)06-0136-12 **OSID:** 

Regional Winter-wheat Yield Estimation Based on Coupling of Machine Learning Algorithm and Crop Growth Model

MA Zhanlin¹ WEN Feng¹ ZHOU Yingjie² LU Chunyang¹ XUE Huazhu³ LI Changchun³

(1. School of Surveying and Urban Spatial Information, Henan University of Urban Construction, Pingdingshan 467001, China
2. School of Management, Henan University of Urban Construction, Pingdingshan 467001, China
3. School of Surveying and Land Information Engineering, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454003, China)

Abstract: To realize the regional winter wheat yield estimation accurately, efficiently and in real-time, Shiqiao Village, Qi County, Hebi City, Henan Province, was taken as the study area. The ensemble Kalman filter (EnKF) was used to assimilate the time-series leaf area index (LAI), which were estimated by the PROSAIL radiation transfer model, into PyWOFOST crop growth model to estimate a certain number of winter wheat site yield points with different growth. And those site yield points provided training data for random forest regression (RFR) algorithm to establish machine learning model. Finally, the established machine learning model and the time-series optical remote sensing images of Sentinel-2 with 10 m resolution were used to estimate the regional winter wheat yield, so as to realize the application

收稿日期: 2023-04-01 修回日期: 2023-04-21

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(41721333)、河南省哲学社会科学规划项目(2022BJJ026、2021BJJ062)和河南城建学院大学生创新创业训练计划专项(202211765012、202211765018)

作者简介: 马战林(1993—),男,博士生,主要从事摄影测量与遥感研究,E-mail: mzlhpu@163.com

通信作者: 鲁春阳(1979—),女,教授,主要从事国土开发与空间规划研究,E-mail: luchunyang@hncj.edu.cn

of coupling crop growth model and machine learning algorithm, and establish a new regional winter wheat yield estimation mode. Based on Sobol parameter sensitivity analysis algorithm, the sensitivity parameters of TWSO and LAI_{max} were quantified. The TDWI, TBASE, CVS and CVL sensitivity parameters related to LAI_{max} were optimized by time-series LAI data and particle swarm optimization (PSO) algorithm. And inputting them into the PyWOFOST model, using the EnKF algorithm and time-series LAI data to adjust the AMAXTB1, TDWI, TSUMEM, and CVO sensitivity parameters of TWSO to improve the accuracy of the single-point yield estimation. Compared with the site yield points, the R^2 , RMSE, MAE, and Bias of estimation were 0.866 5, 468.64 kg/hm², 385.70 kg/hm² and 103.08, respectively, providing accurate site points yield of training data for establishing the RFR region yield estimation algorithm.

Key words: winter wheat; yield estimation; Sentinel-2 satellite; ensemble Kalman filter; PyWOFOST crop growth model

0 引言

河南省为中国小麦主产地之一,冬小麦产量约占全国小麦产量的 25%。精准、高效、实时的区域冬小麦产量预测,不仅能够为河南省各级政府、相关部门制定农业农村政策提供技术支持,同时对保障中国粮食安全、农业可持续发展、种植结构优化和数字农业建设也有重要意义^[1]。

当前,作物估产常用的方法有人工区域调查法、作物生长模型及机器学习算法 3 类。人工区域调查方法工作量大且成本较高,难以实现大范围、高频的区域尺度作物估产,但其优势是获取的点源信息准确度高。作物生长模型虽融入光、温、水、土壤等条件为环境驱动变量,对作物生长的全过程、产量形成机理具有较好的科学解释性,但仅在单点尺度上建立和实现作物生长发育动态模拟。遥感对地观测的优势在于提供大空间、面元尺度的作物物候、生长冠层信息。实现遥感信息与作物生长模型的耦合,则能够利用空间上连续、时间上动态变化的卫星观测数据得到模型中较难获取的区域级尺度参数,以校正、优化作物生长模型与产量形成过程的相关参数,使模拟的产量结果更为准确^[2]。结合遥感数据与作物生长模型实现区域估产的方法主要包含驱动法和同化法。相比于驱动法,同化法已成为近年来的研究热点。

同化法以改进或调整作物生长模型中与作物生长总生物量、粮食产量形成密切相关的输入参数或初始条件,从而缩小作物生长模型模拟的和遥感数据反演的状态变量间的差距,达到准确估测作物生长模型参数和提高作物估产精度的目的。针对作物模型敏感性参数分析,常用的敏感度分析方法主要有 Morris、FAST、Sobol、EFAST 等方法^[3]。对于同化方法,当前同化法主要有扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman filter, EKF)、粒子滤波(Particle filter, PF)、集合卡尔曼滤波(Ensemble Kalman filter, EnKF)等顺

序同化算法和基于最优控制的全局拟合法,如四维变分(4DVAR)^[4]、三维变分(3DVAR)及 VW-4DenSRF^[5](Variable time window and four-dimensional extension)等方法。其中,EnKF、4DVAR 同化法最为常用。相关研究表明,EnKF 在相对较小的研究区域上能够取得较高的产量模拟精度^[6]。如谢毅等^[7]对比 4DVAR 和 EnKF 不同同化算法模拟关中平原冬小麦产量精度,结果表明 EnKF 算法在同化 LAI 时的产量估算精度较高。另外,同化变量的选择同样会影响参数的调整,最终影响作物产量预报精度^[2]。当前常用的同化变量主要是 LAI,其次为土壤含水率、生物量等。

当然,数据同化是一种将外部观测数据纳入动态力学模型的方法,同化单元尺寸的选择不仅取决于遥感数据反演的同化参数分辨率,同样也取决于气象要素、作物、土壤及田间管理的分辨率。更细的同化单元则伴随着巨大的计算力,需要研发更高效的同化策略及适用于高性能计算的组织架构与模式。近年来机器学习方法已与遥感信息进行融合,被广泛应用于作物估产研究^[8]。机器学习算法具有很强的非线性拟合能力和高计算效率,但其是一种数据驱动模型,大量的样本才能使得该模型涵盖尽可能的分布,从而提升其适用性。受作物育种技术、品种特性的影响,作物长势监测和估产模型构建所需的样本数据一般是近 5 年的数据,造成作为训练样本的数据量有限且具有很强的时效性^[8]。且使用机器学习实现区域作物估产,样本采集会耗费大量人力物力。

从提升区域估产精度与效率的角度出发,本文以河南省鹤壁市石桥村为研究区,基于 PROSAIL 辐射传输模型反演多时相 Sentinel-2 光学遥感影像的时序 LAI,利用 EnKF 算法同化时序 LAI 到作物生长模型中,提供不同长势的一定数量单点产量训练数据,利用建立的机器学习模型反演区域冬小麦产量,以期实现作物生长模型与机器学习算法的耦合,

为准确、实时、高效地实现区域作物估产提供新的模式与技术。

1 材料与方法

1.1 研究区域

鹤壁市是河南省重要的冬小麦种植区,稳定的气候环境和少发的极端气候为建立和验证作物估产模型提供良好的气候条件。为验证建立的耦合作物生长模型与机器学习算法实现区域估产的有效性,该研究在鹤壁市中部地区淇县桥盟乡石桥村建立村级区域级别的试验与算法验证基地。该基地是鹤壁市重要的冬小麦种植区和高标准农田建设示范基地,地势平整、连片。试验区占地 309.23 hm²,是河南省农业大数据中心的规模化管理种植区。研究区具体位置如图 1 所示。

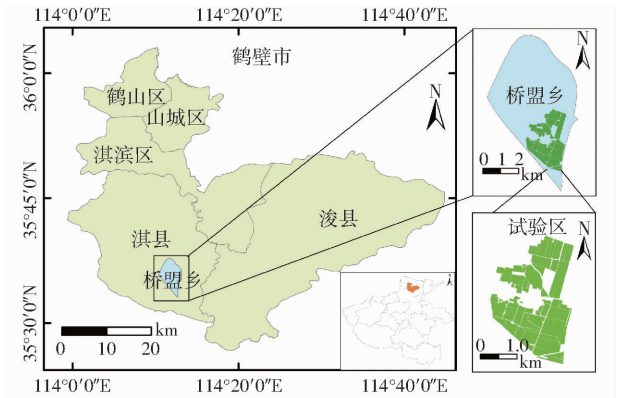


图 1 研究区地理位置

Fig.1 Geographical location of study area

试验区属暖温带半湿润型季风气候,四季分明,光照充足,年平均气温 14.2 ~ 15.5℃,年降水量 349.2 ~ 970.1 mm;年日照时数 1 787.2 ~ 2 566.7 h。试验区土壤类型以粘土为主,灌溉条件良好,主要种植模式为冬小麦和夏玉米轮作。冬小麦播种时间通常情况下在 10 月上、中旬,出苗期在播种后 5 ~ 6 d。根据当地气候情况,11 月下旬到次年 2 月下旬,冬小麦处于越冬期;2 月底到 3 月上旬进入返青期,随着气温升高,冬小麦随后开始快速、旺盛生长;3 月中、下旬冬小麦开始起身,4 月中旬到 5 月上旬为拔节孕穗期,随后中旬进入灌浆期,中、下旬为乳熟期,并在 6 月上旬完成收获。

1.2 PyWOFOST 作物生长模型及其所需数据

WOFOST 作物生长模型以光拦截和 CO₂ 为驱动因素,应用一系列参数模拟和控制不同类型、不同品种作物受环境条件影响时的呼吸、蒸腾、物候、干物质积累及其分配等生长发育过程。其对作物生长发育控制的过程主要分为出苗、开花和成熟 3 个生育期,可估计特定作物类型每天的 LAI、地上生物量和

存储器官总干质量(TWSO,即粮食产量)等。另外,该模型可以在潜在模式(无水和养分胁迫引起的限制)、水分限制模式(土壤水分胁迫)或营养限制模式下运行。PyWOFOST 模型是 WOFOST 模型的 Python 版本,其驱动数据包含气象数据^[9]、作物参数数据、土壤数据及田间管理数据。

1.2.1 气象数据

PyWOFOST 模型需最低与最高温度、太阳辐射、降雨量、风速等气象数据。研究使用田间建立的小型气象观测站数据,如图 2 所示。该气象站点数据包含的逐日气象要素包含平均气温、最高与最低气温、风速、降雨、日照时数、水汽压和辐射等。考虑到试验区范围、平坦的地形因素及仅有的单个气象站数据,估产过程中应用气象站数据时未进行反距离插值的面域处理。

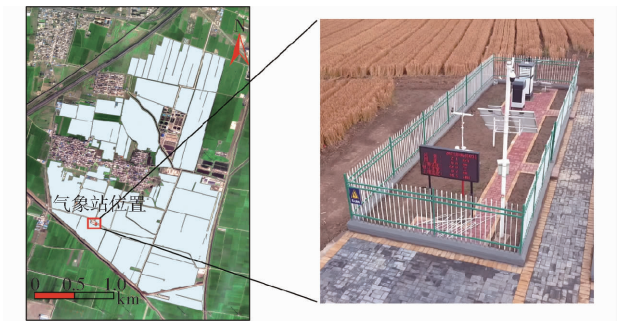


图 2 气象站位置及其实物图

Fig.2 Weather station location and weather station

1.2.2 作物生长参数

冬小麦作物生长参数是 PyWOFOST 模型中的最重要参数^[10],也是不确定性最大的参数,描述小麦的遗传特性、发育性状和产量性状等,控制着冬小麦的生长发育过程,与植株形态的发展和籽粒产量的形成直接相关。该参数包含不同发育阶段所需要的积温、光周影响因子、不同生育期的最大光合速率、不同生育期的比叶面积、干物质分配系数、干物质和叶片的死亡率等。在应用 PyWOFOST 模型前,需要对冬小麦的作物参数数据进行设置和标定,以实现模型的本地化应用。作物生长参数^[10-12]见表 1。

1.2.3 土壤数据

土壤是作物生长的基础,土壤参数的准确性直接影响作物模型的模拟精度。土壤质地和结构是土壤的基本物理特性。在冬小麦播种前,对土壤样品进行实地采样并进行理化性质分析。测定 0 ~ 10 cm、10 ~ 20 cm、20 ~ 50 cm、50 ~ 80 cm、80 ~ 120 cm、120 ~ 160 cm 的 6 个土壤剖面参数。土壤参数主要包含土壤质量含水率、土壤相对湿度、土壤容重、田间持水量、凋萎湿度等 PyWOFOST 模型需要输入的土壤参数。参数如表 2 所示。

表 1 PyWOFOST 模型冬小麦主要作物参数
Tab.1 Main crop parameters in PyWOFOST model

参数	数值	初始值
播种到出苗的积温 TSUMEM/℃	[20,170]	100
出苗最低温度 TBASEM/℃	[- 10,0]	0
出苗最高有效温度 TEFFMX/℃	[18,32]	30
出苗到开花的积温 TSUM1/℃	[800,1 500]	1200
开花到成熟的积温 TSUM2/℃	[450,800]	480
LAI 最大增长速率 RGRLAI/($\text{hm}^2\cdot\text{hm}^{-2}\cdot\text{d}^{-1}$)	[0.007,0.05]	0.025
在 35℃ 时叶面积的生命周期 SPAN/d	[29,36]	31
叶龄的低温阈值 TBASE/℃	[- 5,5]	0
水分限制时叶片的相对死亡率 PERDL/($\text{kg}\cdot(\text{kg}\cdot\text{d})^{-1}$)	[0.01,0.03]	0.03
初始干物质质量 TDWL/($\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}$)	[100,300]	210
DVS = 0.5 时比叶面积 SLATB0.5/($\text{hm}^2\cdot\text{hm}^{-2}$)	[0.001 8,0.002 2]	0.002 12
DVS = 1 时 CO ₂ 同化速率 AMAXTB1/($\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}\cdot\text{d}^{-1}$)	[20,70]	35.83
DVS = 1.3 时 CO ₂ 同化速率 AMAXTB13/($\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}\cdot\text{d}^{-1}$)	[20,70]	35.83
0℃ 时单叶有效光能利用率 EFFTB0/($\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}\cdot\text{d}^{-1}$)	[0.40,0.55]	0.47
40℃ 时单叶有效光能利用率 EFFTB40/($\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}\cdot\text{d}^{-1}$)	[0.40,0.55]	0.47
散射消光系数 (DVS = 0) KDIFTB0	[0.44,0.66]	0.6
散射消光系数 (DVS = 2) KDIFTB2	[0.44,0.66]	0.6
最大光合速率校正因子 (25℃) TMPFTB25	[0.8,1.0]	1.0
温度增加 10℃ 呼吸速率相对改变量 Q10	[1.5,2.0]	2.0
根的维持呼吸速率 RMR/($\text{kg}\cdot(\text{kg}\cdot\text{d})^{-1}$)	[0.010,0.015]	0.015
茎的维持呼吸速率 RMS/($\text{kg}\cdot(\text{kg}\cdot\text{d})^{-1}$)	[0.015,0.020]	0.015
叶片的维持呼吸速率 RML/($\text{kg}\cdot(\text{kg}\cdot\text{d})^{-1}$)	[0.027,0.033]	0.03
储存器官的维持呼吸速率 RMO/($\text{kg}\cdot(\text{kg}\cdot\text{d})^{-1}$)	[0.003,0.017]	0.01
同化物转化为叶的效率 CVL/($\text{kg}\cdot\text{kg}^{-1}$)	[0.60,0.76]	0.74
同化物转化为根的效率 CVR/($\text{kg}\cdot\text{kg}^{-1}$)	[0.62,0.79]	0.694
同化物转化为茎的效率 CVS/($\text{kg}\cdot\text{kg}^{-1}$)	[0.59,0.76]	0.74
同化物转化为储存器官的效率 CVO/($\text{kg}\cdot\text{kg}^{-1}$)	[0.45,0.85]	0.791
初始根长 RDL/cm	[7,11]	10
成熟作物最大根深 RDMCR/cm	[80,130]	125

表 2 PyWOFOST 模型土壤参数
Tab.2 Main soil parameters in PyWOFOST model

参数	数值	初始值
凋萎湿度 SMW/($\text{cm}^3\cdot\text{cm}^{-3}$)	[0.07,0.16]	0.104
田间持水量 SMFCF/($\text{cm}^3\cdot\text{cm}^{-3}$)	[0.24,0.36]	0.28
饱和土壤含水量 SMO/($\text{cm}^3\cdot\text{cm}^{-3}$)	[0.35,0.59]	0.34
土壤临界空气含量 CRAIRC/($\text{cm}^3\cdot\text{cm}^{-3}$)	[0.04,0.1]	0.06
根区最大下渗速率 SOPE/($\text{cm}\cdot\text{d}^{-1}$)	[8,12]	10
非根区最大下渗速率 KSUB/($\text{cm}\cdot\text{d}^{-1}$)	[8,12]	10
饱和导水率 K0/($\text{cm}\cdot\text{d}^{-1}$)	[8,12]	10
土壤初始含水量 WAV/cm	[16,24]	20

表 3 PyWOFOST 模型田间管理和主要生育期参数
Tab.3 PyWOFOST model management and primary reproductive period parameter

灌溉时间	冬小麦生育期起始时间
2 月 13—16 日	2021 年 10 月 22 日(播种)
	2022 年 3 月 10 日(返青期)
3 月 24—28 日	2022 年 4 月 2 日(孕穗期)
	2022 年 4 月 9 日(抽穗初期)
4 月 27—30 日	2022 年 4 月 20 日(扬花期)
	2022 年 5 月 24 日(成熟期)
	2022 年 6 月 7 日(收获期)

1.2.4 田间管理数据

在冬小麦播种期前,实地调查土壤墒情,在 10 月 22 日开始播种,播种品种为郑麦-119,播种量为 210 ~ 270 kg/hm²。PyWOFOST 模型的田间管理数据需要输入灌溉时间,施肥元素、时间及设定利用效率。管理数据必须输入作物种植时间、开始生长时间和收获时间,以便和气象数据进行时间上的匹配。表 3 为田间管理和冬小麦实地考察的生育期。

1.3 遥感数据与观测数据

研究应用 GEE 遥感数据平台获取 Sentinel-2 多光谱遥感数据,该数据的具体介绍及获取方式见文献[13]。

结合冬小麦关键生育期、长势状况和卫星过境时间确定叶面积指数、土壤含水率、地上生物量、叶片叶绿素含量、冠层光谱等采集工作。地面点数据采集时间为 2022 年 3 月 4 日、3 月 10 日、4 月 2 日、4 月 9

日、4月19日、4月29日、5月23日、5月27日。冬小麦叶面积指数的单点获取主要应用LI-COR公司的LAI-2200型植被冠层分析仪,具体操作参照文献[14]。采集点坐标使用中海达V30型GPS仪器获取,与遥感数据统一为WGS-84坐标系。

对于产量数据的获取,在冬小麦成熟期,依据不同长势分布选取74个点作为样方。在1 m×1 m的样方范围内,人工数出实际株数和有效麦穗数,并对样方范围内的小麦进行收割。收割后对样品进行干燥、人工脱粒和称量,并计算各样方点产量。在种植过程中将地块分为10个管理区,为验证区域产量估测的精度,在冬小麦收获过程中,对每个区的产量进行区域级别的统计。采样样方设计、采样点位置和管理区分布情况如图3所示。

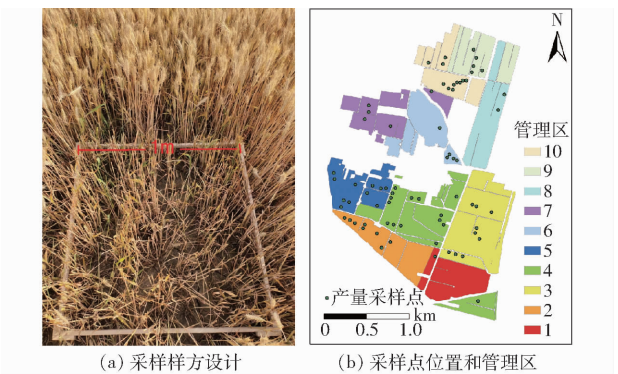


图3 采样样方设计、采样点位置和管理区分布

Fig.3 Winter wheat sampling design, sampling point location and management area distribution

1.4 研究方法

1.4.1 叶面积指数反演算法

不同物候期的LAI能够反映当时作物群体的长势状况及特征、光合作用、生物量和产量形成等诸多理化进程^[15]。研究应用PROSAIL辐射传输模型反演不同时期的叶面积指数。具体PROSAIL辐射传输模型的参数敏感性分析、优化参数选择参照文献[16],参数优化方法选择计算效率优于查找表法^[17]的SUBPLEX算法^[18]。

1.4.2 EnKF同化算法

EnKF的核心思想是利用集合预报的方式,基

于统计得到的背景误差协方差进行状态变量的最优估计,实现对误差协方差的更新。EnKF在处理各种数据不确定性时比较灵活,算法易于实现和操作,因此被广泛应用于地表数据同化研究中。EnKF具体算法及流程参照文献[19]。

1.4.3 RFR算法

应用PyWOFOST作物生长模型反演单点产量作为机器学习算法训练数据时,该模型反演的产量误差会对建立的机器学习模型产生影响。为减弱后续建立的机器学习模型再次产生的误差传递而影响面域估产精度,研究选择训练速度快、防过度拟合、抗噪性和模型泛化能力强等特点的RFR算法^[20]。

1.4.4 精度评价

采用决定系数 R^2 、均方根误差(Root mean square error, RMSE)、平均绝对误差(Mean absolute error, MAE)、偏差(Bias)对反演的LAI与单点产量进行反演精度评价。对于区域产量精度评价,计算公式为

$$P = 1 - |R_{\text{predict}} - R_{\text{statics}}| / R_{\text{statics}}$$
 (1)

式中 P ——区域产量监测精度

R_{predict} ——区域产量反演结果

R_{statics} ——区域产量统计结果

2 结果与分析

2.1 PROSAIL 辐射传输模型反演叶面积指数

基于Sentinel-2光学数据的B2、B3、B4、B8波段,应用SUBPLEX算法和PROSAIL辐射传输模型实现单点尺度LAI的反演。实地LAI单点采样时间和光学数据的对应时间如表4所示。图4为研究区不同时期的遥感影像,其时间与实地采样时间存在差异。实地考察中,冬小麦在4月20日进入扬花期,叶片发育开始减缓,4月28日进行全域灌溉,造成4月29日采集样本较少(仅7个),因此5月2日影像反演的LAI采用4月19日和29日的合并采集数据进行验证。研究基于单点LAI的采样坐标,应用SNAP软件的“Raster→Export→Extract pixel

表4 Sentinel-2 卫星影像日期和地面单点 LAI 采样日期

Tab.4 Sentinel-2 satellite image date and LAI collection samples date

传感器	遥感影像日期	地面单点 LAI 采样仪器	地面单点 LAI 采样日期	时间间隔/d
Sentinel-2 MSI	2022 年 3 月 8 日	LAI-2200	2022 年 3 月 10 日	+2
	2022 年 4 月 2 日		2022 年 4 月 2 日	0
	2022 年 4 月 7 日		2022 年 4 月 9 日	+2
	2022 年 5 月 2 日		2022 年 4 月 19 日和 29 日	-13, -3
	2022 年 5 月 17 日		2022 年 5 月 23 日	+6

注:时间间隔以卫星数据日期为基础,“+”表示实测数据推迟,“-”表示实测数据提前。下同。

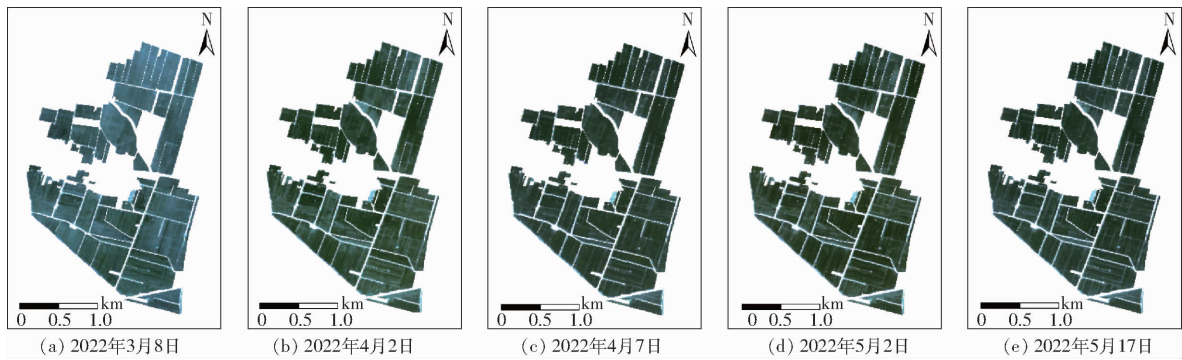


图 4 研究区不同时期遥感影像

Fig. 4 Study area remote sensing images at different periods

values”操作步骤提取单点 Sentinel - 2 影像的不同波段光谱数据。

每期光学影像数据单点尺度的叶面积指数反演结果与精度如图 5 和表 5 所示。从图 5 与表 5 可以看出,针对单幅影像 LAI 的反演情况,4 月 2 日的 R^2 最高,达到 0.744 5。其原因是卫星当天过境,地面点 LAI 当天采集,两者数据时间匹配良好。5 月 2 日的 R^2 相对 3 月 8 日、4 月 2 日和 4 月 7 日 3 期的 R^2 较低,为 0.608 1;造成该日 R^2 较低的原因是地面点采集时间与遥感影像时间差距过大。5 月 13—25 日,冬小麦生育期从灌浆期步入成熟期,冬小麦叶片及穗的逐日特征变化迅速、明显,造成 5 月 17 日测量与反演 LAI 的 R^2 非常小,仅为 0.055 1,并存在明显的低估现象,同时 RMSE、MAE、Bias 也达到最大,分别为 $0.910\ 3\ \text{m}^2/\text{m}^2$ 、 $0.780\ 0\ \text{m}^2/\text{m}^2$ 、 $0.524\ 6$ 。就整体 LAI 反演情况而言,该反演方法存

在一定的低估现象,但整体反演 LAI 的 R^2 、RMSE 较好,达到 $0.863\ 2$ 、 $0.719\ 3\ \text{m}^2/\text{m}^2$,特别是 Bias 达到 $0.090\ 8$,高于苏伟等^[16]在参数标定前应用 PROSAIL 模型反演 LAI 的精度($R^2 = 0.73$, RMSE 为 $0.79\ \text{m}^2/\text{m}^2$)。RMSE 和 MAE 也低于 4 月 7 日、5 月 2 日和 5 月 17 日,达到 $0.719\ 3\ \text{m}^2/\text{m}^2$ 和 $0.574\ 7\ \text{m}^2/\text{m}^2$ 。因此,该方法反演 LAI 的可靠性良好。

应用上述方法进行区域 LAI 反演,同样以 B2、B3、B4、B8 波段作为输入,逐像元进行区域 LAI 反演,不同时期反演 LAI 的值域分布结果如图 6 所示。有研究表明,NDVI 与 LAI 有较强的相关性^[21],为探究区域 LAI 反演分布的可靠性,引入区域 NDVI 图像进行分析。区域 NDVI 分布情况如图 7 所示。从图 7 看出,NDVI 在 4 月 2 日前期能够反映作物的长势信息,但在 4 月 2 日到 5 月 2 日内趋于饱和,反映作物长势信息能力相比 LAI 较差,且 NDVI 在达到

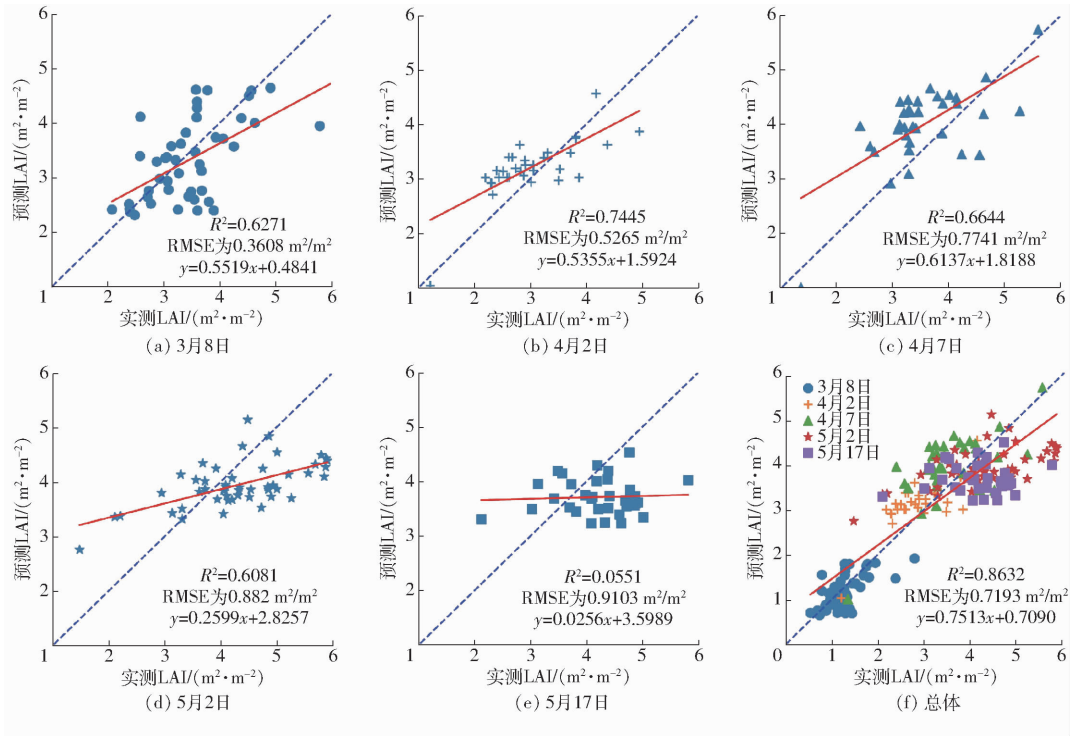


图 5 SUBPLEX + PROSAIL 算法单点叶面积指数反演

Fig. 5 SUBPLEX + PROSAIL algorithm retrieval single-points LAI

表 5 单点叶面积指数反演精度评价

Tab.5 Evaluation of retrieval accuracy of single-point LAI

影像日期	采样日期	时间间隔/d	R^2	RMSE/ $(\text{m}^2 \cdot \text{m}^{-2})$	MAE/ $(\text{m}^2 \cdot \text{m}^{-2})$	Bias	线性方程
2022 年 3 月 8 日	2022 年 3 月 10 日	+2	0.627 1	0.360 8	0.272 3	0.077	$y = 0.5519x + 0.4841$
2022 年 4 月 2 日	2022 年 4 月 2 日	0	0.744 5	0.526 5	0.451 4	-0.189 8	$y = 0.5355x + 1.5924$
2022 年 4 月 7 日	2022 年 4 月 9 日	+2	0.664 4	0.774 1	0.676 1	-0.445 8	$y = 0.6137x + 1.8188$
2022 年 5 月 2 日	2022 年 4 月 19 日和 29 日	-13, -3	0.608 1	0.882 0	0.735 9	0.364 1	$y = 0.2599x + 2.8257$
2022 年 5 月 17 日	2022 年 5 月 23 日	+6	0.055 1	0.910 3	0.780 0	0.524 6	$y = 0.0256x + 3.5989$
总体			0.863 2	0.719 3	0.574 7	0.090 8	$y = 0.7513x + 0.7090$

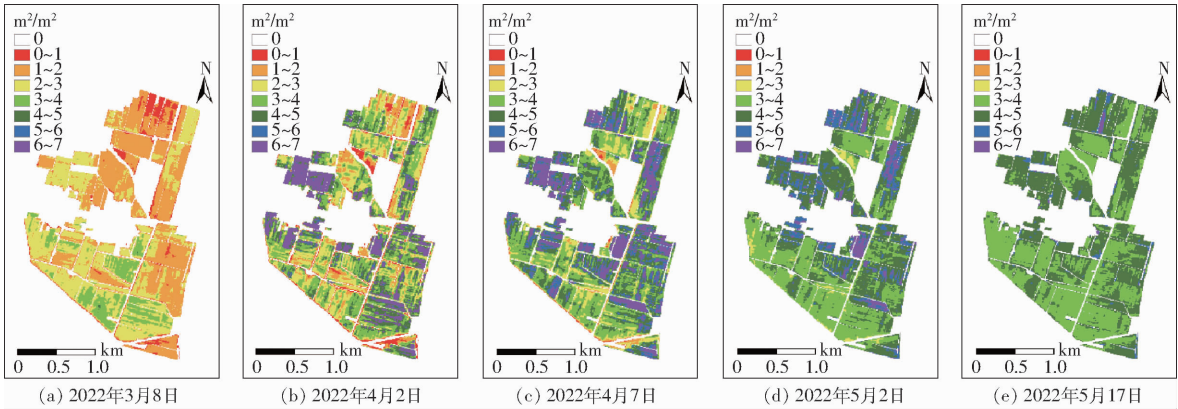


图 6 PROSAIL + SUBPLEX 算法反演 LAI 值域分布

Fig.6 LAI value domain distribution map by PROSAIL + SUBPLEX algorithm retrieval

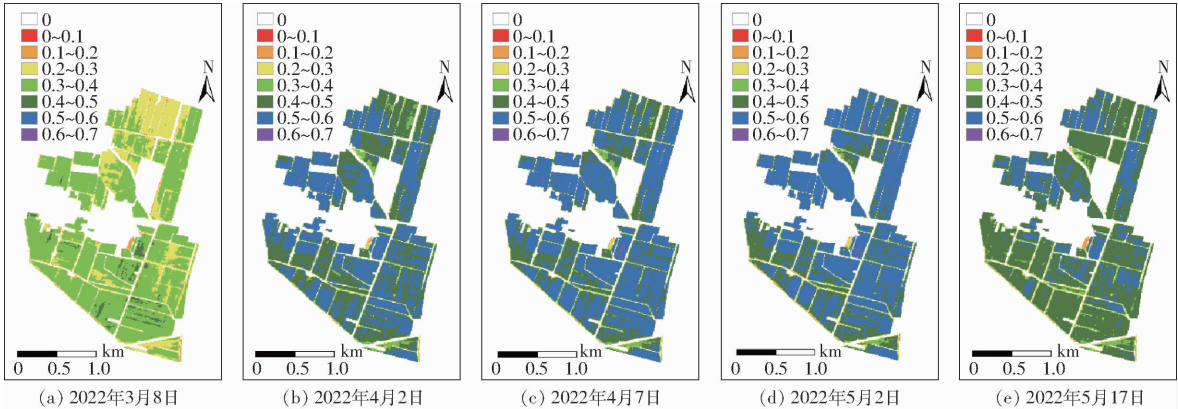


图 7 NDVI 值域分布

Fig.7 NDVI value domain distribution map

饱和后,LAI 和 NDVI 的相关性较弱。但在 5 月 17 日,冬小麦趋于成熟期,NDVI 值降低,LAI 同样能够反映冬小麦长势分布及情况。

2.2 基于 EnKF 算法的同化策略与估产实现

2.2.1 PyWOFOST 作物生长模型参数敏感性分析

PyWOFOST 模型参数众多,为对每个参数或参数间相互作用影响输出结果的程度进行定量评价,需对不同参数及参数间耦合作用进行全局敏感性分析。少数模型参数通常是模型输出的大部分可变性的原因,而大多数其他参数可能只有很小的影响。为集中精力校准一定生物学意义的少数敏感性参数和保证模型模拟效果,又适当减少计算量,参照文献[22],对表 1 中 27 个 PyWOFOST 模型主要参数

及大部分研究中未加入蒸散速率修正因子(CFET)和土壤水分消耗作物群数量(DEPNR)参数进行敏感性分析^[11]。

研究利用 Sobol 全局敏感性分析算法^[3]对目标变量 TWSO 进行参数敏感性分析。Sobol 法的参数样本数设置为 $2\,000 \times 29$ 。研究主要应用 PyWOFOST 作物生长模型的潜在模式,基于 2021—2022 年冬小麦生长期间的站点气象数据实现参数的敏感性分析,结果如图 8 所示。潜在模式下对 TWSO 敏感的前 4 个主要参数有 AMAXTB1、TDWI、TSUMEM 和 CVO。

2.2.2 同化变量选取与参数标定方案建立

作物生长模型是一个基于过程的模型,LAI

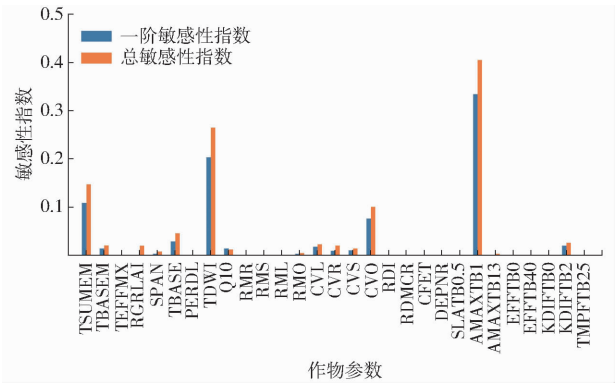


图 8 对 TWSO 相关的参数敏感性分析

Fig. 8 Parameters sensitivity analysis about TWSO

能够描述作物在不同生长阶段的特性,常作为作物模型与遥感数据耦合的同化变量^[18]。故研究同化变量主要选择 LAI,在校准 LAI 时需综合考虑当地的生产条件及与 LAI 相关参数的敏感特性。

参考许伟等^[19]参数标定方法及为提高单点估产精度,研究同样选取作物生育期最大叶面积指数 (LAI_{max}) 作为分析对象,结合 2021—2022 年气象站提供的气象数据,分析 PyWOFOST 作物模型与 LAI 相关的 14 个重要输入参数 (TBASEM、RGRLAI、SPAN、TBASE、TDWI、Q10、RMR、RMS、RML、RMO、CVL、CVR、CVS、CVO) 敏感性,分析结果如图 9 所示。本文选取 TDWI、TBASE、CVS、CVL 作为对 LAI_{max} 敏感的待优化参数。

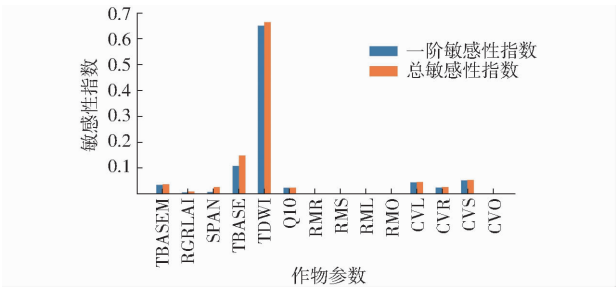


图 9 对 LAI_{max} 相关的参数敏感性分析

Fig. 9 Parameters sensitivity analysis about LAI_{max}

对于参数标定方法,本文利用反演的多时相 LAI 和粒子群优化算法^[23] (Particle swarm optimization, PSO) 优化与 LAI_{max} 相关的 4 个敏感参数,并将优化后的值输入到同化 LAI 的 EnKF + PyWOFOST 估产系统中,以实现单点产量的估算。同化运行过程中 PyWOFOST 模型应用潜在模式,且集合的成员数 (N) 对同化速率和结果有重要的影响,相关研究表明 $N \geq 30$ 时就能表现出更高的同化精度^[12]。同化变量 LAI 反演精度的标准差设为本值的 10%,以对 LAI 进行扰动设置^[2],生成 LAI 的集合 $N = 200$ 。基于实测单点产量进行验证分析,结果如表 6 和图 10 所示。预测的单点产量与实测产量的 R^2 、RMSE、MAE、Bias 分别为 0.866 5、468.64 kg/hm²、385.70 kg/hm²和 103.08。相对于黄健熙等^[12]、谢毅等^[7]早前的估产精度,该方法具备较好的单点估测精度。

表 6 单点尺度同化估产精度评价

Tab. 6 Single points yield accuracy estimation

气象数据	反演 LAI 模型	R^2	RMSE/(kg·hm ⁻²)	MAE/(kg·hm ⁻²)	Bias	线性方程
站点气象数据	PROSAIL	0.866 5	468.64	385.70	103.08	$y = 0.78x + 1\,772.59$

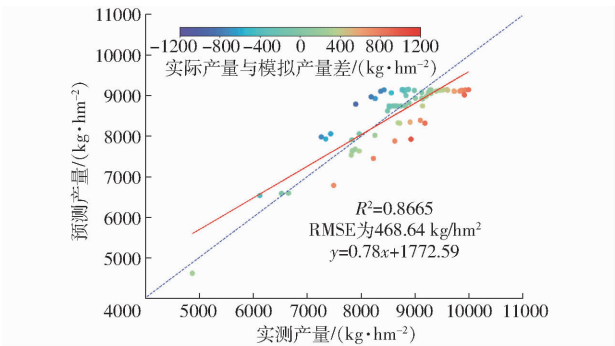


图 10 同化多时相 LAI 实现单点尺度估产

Fig. 10 Assimilation multi-temporal LAI to realize single points yield estimation

2.2.3 区域产量估算模型构建与分析

研究基于本文的参数标定方法和同化多期 LAI 到 EnKF + PyWOFOST 估产系统中,逐像元计算试验区每个像元的产量模拟值,其产量分布结果如表 7

和图 11a 所示。研究区 (309.23 hm²),仅同化 LAI 过程得到区域产量结果花费时间接近 144 h,即每公顷算法运行用时约 0.47 h。从表 7 发现,应用同化方法的区域整体估产精度为 89.01%,其中管理区最低、最高区域估产精度分别为第 5 管理区的 76.37% 和第 7 管理区的 95.53%。结合图 3 管理区分布和图 6 中反演 LAI 的分布情况,发现区域 LAI 分布越均匀,估产精度越高。此原因是 LAI 表达作物的群体特征,应用空间分辨率 10 m 的遥感数据,对冬小麦长势分布的表达能力有限。若提升长势分布复杂的区域估产精度,建议采用更高分辨率的无人机数据。

应用机器学习算法实现作物估产的依据是作物生长因素受多种因素的影响,且其生长过程是一个非常复杂的生物生理过程,但作物生长状况、产量可以用一些与其生长过程密切相关的参数进行表征。

表 7 区域统计产量与模拟产量
Tab. 7 Regional statistical yields and simulated yields

参数	管理区										总计
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
面积/hm ²	24. 52	26. 85	51. 58	50. 51	25. 44	26. 04	26. 69	27. 00	24. 50	26. 10	309. 23
统计产量/kg	201 770	233 020	399 440	383 840	172 730	217 420	219 160	199 050	226 020	207 720	2 460 170
模拟产量/kg	217 194	239 803	456 533	453 150	226 186	231 728	229 425	238 587	206 244	231 671	2 730 521
精度/%	92. 90	97. 17	87. 49	84. 70	76. 37	93. 83	95. 53	83. 43	90. 41	89. 66	89. 01

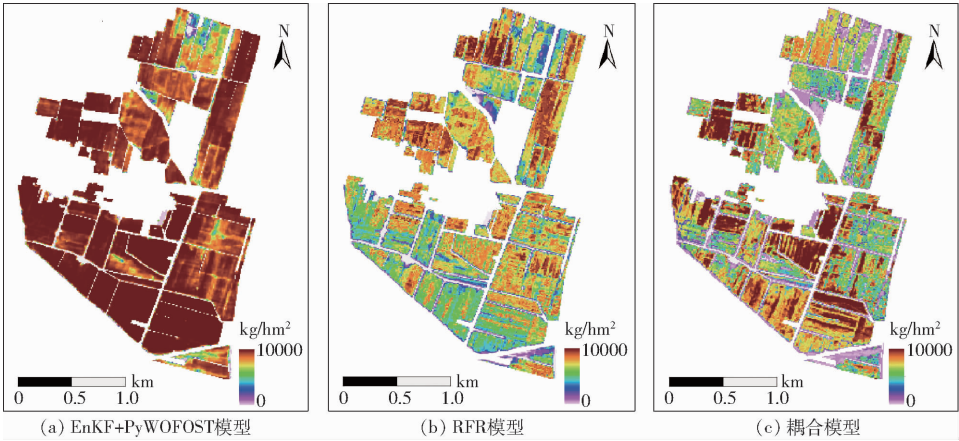


图 11 不同模型冬小麦区域估产图

Fig. 11 Regional yield estimation map of winter wheat based on different models

因此机器学习方法是一种与作物生长模型不同的估产方法。由于冬小麦产量形成的非线性和非平稳性,在应用机器学习进行冬小麦产量建模时,需结合多个生育期的关键影响因子综合建模,才能有望提升冬小麦产量预测的精度。刘新杰等^[24]利用冬小麦抽穗期和乳熟期的累积 NDVI 值可实现冬小麦产量的精确估算,黄健熙等^[25]建议使用多时序的

NDVI 值进行估产研究。研究参照上述研究结论,应用多时相 NDVI 和其 NDVI 累计值作为 RFR 算法预测产量的变量。其反演区域产量结果如表 8 和图 11b 所示。此过程花费时间为 8 min,平均每公顷算法运行用时约 1.55 s。从表 8 发现,区域整体估产精度虽达到 99.44%,不同管理区的估产精度仍存在较大差异,如管理区 5 和管理区 7 的估产精度

表 8 基于机器学习的冬小麦区域估产统计
Tab. 8 Statistics of winter wheat regional yield estimation based on machine learning

参数	管理区										总计
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
面积/hm ²	24. 52	26. 85	51. 58	50. 51	25. 44	26. 04	26. 69	27. 00	24. 50	26. 10	309. 23
统计产量/kg	201 770	233 020	399 440	383 840	172 730	217 420	219 160	199 050	226 020	207 720	2 460 170
模拟产量/kg	182 499	205 404	420 897	392 021	199 362	220 558	216 845	226 105	193 987	216 339	2 474 017
精度/%	89. 44	86. 55	94. 90	97. 91	86. 64	98. 58	98. 93	88. 03	83. 49	96. 02	99. 44

与物理模型区域估产精度表现一致。

为更快地实现区域估产及避免现场产量采集工作,将上述两类算法进行耦合以实现区域冬小麦估产研究。研究使用 PyWOFOST 物理模型反演采集点的单点产量,结合 5 期遥感数据的 NDVI 和 NDVI 累计值作为训练数据,输入 RFR 模型中建立估产模型,得出区域尺度的产量,结果如表 9 和图 11c 所示。此过程花费时间 44.25 min,平均每公顷用时约 8.85 s,其中利用 EnKF + PyWOFOST 模型花费时长约 36 min,占总时长约 81.35%。耦合模型的区域

估产精度高于物理模型 6.57 个百分点,低于机器学习模型 3.86 个百分点,且在各管理区域的估产精度分布上,与上述两者表现出较强的一致性,说明耦合模型具有较强的适用性。

3 讨论

研究使用 PROSAIL 辐射传输模型结合 Sentinel-2 光学数据反演不同时期的 LAI,相对于应用机理性弱的机器学习方法反演 LAI,该方法具有普适性^[26]。PROSAIL 模型参数众多,特别是采用查找表

表 9 耦合 PyWOFOST 作物生长模型与机器学习的冬小麦区域估产统计

Tab. 9 Regional winter wheat yield estimation coupled PyWOFOST crop growth model with machine learning

参数	管理区										总计
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
面积/hm ²	24. 52	26. 85	51. 58	50. 51	25. 44	26. 04	26. 69	27. 00	24. 50	26. 10	309. 23
统计产量/kg	201 770	233 020	399 440	383 840	172 730	217 420	219 160	199 050	226 020	207 720	2 460 170
模拟产量/kg	205 397	226 299	427 727	423 581	212 513	217 493	218 842	224 889	196 470	215 740	2 568 915
精度/%	98. 23	97. 03	93. 39	90. 62	81. 28	99. 97	99. 85	88. 51	84. 96	96. 28	95. 58

法计算参数时,容易造成病态反演问题,导致反演 LAI 的可靠性减弱。后续研究将利用该模型结合 MCMC^[27]、VMG^[26]等参数优化方法反演 LAI,检验 SUBPLEX + PROSAIL 算法组合反演 LAI 的可靠性和抗噪能力。

同化多期 Sentinel-2 光学数据反演的变量时,光学成像时间基本固定,易造成同化时影像数据时间过于集中、分散或关键物候期缺乏^[28]的情况,对物理模型估算单点产量精度造成一定影响,近而影响耦合模型的区域估产精度。后期研究中使用不受天气影响 Sentinel-1 SAR 数据反演同化所需的变量^[21]或利用更加丰富的多源遥感数据增加同化过程中的数据量,以提高估产精度^[29]。当然,过多的数据量会降低计算效率,后续研究需确定合适同化数据量、同化变量的时间与同化步长,在同化数据量和估产精度方面做均衡评估。

耦合作物生长模型和机器学习模型存在误差传递问题,即基于作物生长模型估产的单点产量本身存在一定的误差和机器学习是高度依赖训练样本的算法,单点产量用于机器学习建模中,会导致误差的传递,而如何解决和描述误差传递的过程和不确定性分析是本文存在的缺陷和难题。研究中仅使用 PyWOFOST 作物生长模型。作物生长过程是一个非常复杂的非线性系统,具备高度的空间异质性,单一的作物模型无法完全表达和模拟作物生长过程中的所有动态变量,因此需建立多作物模型估产系统进行产量评估,如 DSSAT^[30]、APSIM-Wheat^[31]等模型,依据一定的权重实现多模型联合产量估算。

当前的研究多基于 MLR、RFR 或 SVR 方法来探究多时相 NDVI、LAI 与作物产量的关系^[9]。虽然使用上述几种方法能够产生更好的产量估算,但其

算法本身不能处理卫星的时间序列数据,致使作物某阶段的生长状态变量会影响最终产量上体现较弱。相关研究表明,LSTM 模型能够从时间序列中学习历史特征^[32],比从静态角度处理输入数据的方法(如 RFR 方法)具有更大的潜力,若将 CNN 算法^[33]与 LSTM 模型进行融合^[34],则模型可从卫星的时间序列上提取空间和时间特征,从而提升冬小麦的估产精度。

4 结论

(1)基于观测的时序 LAI,应用 PSO 优化算法逐像元优化与 LAI_{max} 相关的敏感性参数(TDWI、TBASE、CVS、CVL),将优化参数输入到 PyWOFOST 作物生长模型中,再使用 EnKF 算法同化时序 LAI 到 PyWOFOST 作物生长模型,以调整对 TWSO 敏感的 4 个参数(AMAXTB1、TDWI、TSUMEM、CVO),得到的单点模拟产量具有较高精度,其 R²、RMSE 分别达到 0. 866 5 和 468. 64 kg/hm²,优于相关研究。

(2)为解决同化遥感信息与作物生长模型在区域估产中计算低效的问题,应用 EnKF 算法同化 PROSAIL 模型反演的多期 LAI 到 PyWOTOST 作物生长模型中,估测一定数量冬小麦不同长势采样点的产量,将模拟的多个单点产量和该点的多时相 NDVI 数据建立 RFR 机器学习算法模型,并利用面域多时相 NDVI 和建立的 RFR 模型实现区域冬小麦估产。结果表明,耦合模型区域产量模拟精度在试验区的小区域范围内估产精度最低为 81. 28%,在试验区总体估产精度达到 95. 58%,有效避免机器学习所需的人工实地采样和减弱利用同化方法实现区域估产面临的巨大算力需求,为快速、准确实现区域作物估产提供新的思路。

参 考 文 献

[1] HUANG J, MA H, SEDANO F, et al. Evaluation of regional estimates of winter wheat yield by assimilating three remotely sensed reflectance datasets into the coupled WOFOST-PROSAIL model[J]. European Journal of Agronomy, 2019, 102:1-13.

[2] PAN H, CHEN Z, ALLARD D W, et al. Joint assimilation of leaf area index and soil moisture from Sentinel-1 and Sentinel-2 data into the WOFOST model for winter wheat yield estimation[J]. Sensors, 2019, 19(14):3161.

[3] 马建威,黄诗峰,李纪人,等. 改进 Sobol 算法支持下的 PROSAIL 模型参数全局敏感性分析[J]. 测绘通报, 2016(3): 33-35,106.

- MA Jianwei, HUANG Shifeng, LI Jiren, et al. Global sensitivity analysis of parameters in the PROSAIL model based on modified Sobol's method[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2016(3):33–35,106. (in Chinese)
- [4] 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.
- LIU Zhengchun, XU Zhanjun, BI Rutian, et al. Winter wheat yield estimation based on assimilated remote sensing data with crop growth model using 4DVAR and EnKF[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(6):223–231. (in Chinese)
- [5] WU Shangrong, YANG Peng, REN Jianqiang, 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.
- [6] ZHAO Y, CHEN S, SHEN S. Assimilating remote sensing information with crop model using ensemble Kalman filter for improving LAI monitoring and yield estimation[J]. Ecological Modelling, 2013, 270:30–42.
- [7] 解毅, 王鹏新, 刘峻明, 等. 基于四维变分和集合卡尔曼滤波同化方法的冬小麦单产估测[J]. 农业工程学报, 2015, 31(1): 187–195.
- XIE Yi, WANG Pengxin, LIU Junming, et al. Winter wheat yield estimation based on assimilation method combined with 4DVAR and EnKF[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(1):187–195. (in Chinese)
- [8] 王鹏新, 田惠仁, 张悦, 等. 基于深度学习的作物长势监测和产量估测研究进展[J]. 农业机械学报, 2022, 53(2):1–14.
- WANG Pengxin, TIAN Huiren, ZHANG Yue, et al. Crop growth monitoring and yield estimation based on deep learning: state of the art and beyond[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(2):1–14. (in Chinese)
- [9] ZHUO Wen, FANG Shibo, GAO Xinran, et al. Crop yield prediction using MODIS LAI, TIGGE weather forecasts and WOFOST model: a case study for winter wheat in Hebei, China during 2009–2013 [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2022, 106:102668.
- [10] 何亮, 侯英雨, 赵刚, 等. 基于全局敏感性分析和贝叶斯方法的 WOFOST 作物模型参数优化[J]. 农业工程学报, 2016, 32(2):169–179.
- HE Liang, HOU Yingyu, ZHAO Gang, et al. Parameters optimization of WOFOST model by integration of global sensitivity analysis and Bayesian calibration method[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(2):169–179. (in Chinese)
- [11] 兴安, 卓志清, 赵云泽, 等. 基于 EFAST 的不同生产水平下 WOFOST 模型参数敏感性分析[J]. 农业机械学报, 2020, 51(2):161–171.
- XING An, ZHUO Zhiqing, ZHAO Yunze, et al. Sensitivity analysis of WOFOST model crop parameters under different production levels based on EFAST method[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(2):161–171. (in Chinese)
- [12] 黄健熙, 李昕璐, 刘帝佑, 等. 顺序同化不同时空分辨率 LAI 的冬小麦估产对比研究[J]. 农业机械学报, 2015, 46(1): 240–248.
- HUANG Jianxi, LI Xinlu, LIU Diyou, et al. Comparison of winter wheat yield estimation by sequential assimilation of different spatio temporal resolution remotely sensed LAI datasets[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(1):240–248. (in Chinese)
- [13] 马战林, 薛华柱, 刘昌华, 等. 基于主被动遥感数据和面向对象的大蒜识别[J]. 农业工程学报, 2022, 38(2):210–222.
- MA Zhanlin, XUE Huazhu, LIU Changhua, et al. Identification of garlic based on active and passive remote sensing data and object-oriented technology[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(2):210–222. (in Chinese)
- [14] 李晓, 周宜, 段剑钊, 等. 小麦冠层不同光质透光率与叶面积指数的定量关系研究[J]. 麦类作物学报, 2022, 42(9): 1139–1148.
- LI Xiao, ZHOU Yi, DUAN Jianzhao, et al. Quantitative relationship between light transmittance of different light quality and leaf area index in wheat canopy[J]. Journal of Triticeae Crops, 2022, 42(9): 1139–1148. (in Chinese)
- [15] 李长春, 李亚聪, 王艺琳, 等. 基于小波能量系数和叶面积指数的冬小麦生物量估算[J]. 农业机械学报, 2021, 52(12): 191–200.
- LI Changchun, LI Yacong, WANG Yilin, et al. Winter wheat biomass estimation based on wavelet energy coefficient and leaf area index[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(12):191–200. (in Chinese)
- [16] 苏伟, 邬佳昱, 王新盛, 等. 基于 Sentinel–2 影像与 PROSAIL 模型参数标定的玉米冠层 LAI 反演[J]. 光谱学与光谱分析, 2021, 41(6): 1891–1897.
- SU Wei, WU Jiayu, WANG Xinsheng, et al. Retrieving corn canopy leaf area index based on Sentinel–2 image and PROSAIL model parameter calibration[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2021, 41(6): 1891–1897. (in Chinese)
- [17] 负静, 郑逢令, 安沙舟, 等. 基于 PROSAIL 模型的山地草原叶面积指数高光谱反演[J]. 新疆农业科学, 2022, 59(2): 451–457.
- YUN Jing, ZHENG Fengling, AN Shazhou, et al. Hyperspectral inversion of leaf area index in mountain steppe ecosystems based on the PROSAIL model[J]. Xinjiang Agricultural Sciences, 2022, 59(2): 451–457. (in Chinese)
- [18] BAI T, WANG S, MENG W, et al. Assimilation of remotely-sensed LAI into WOFOST model with the SUBPLEX algorithm for improving the field-scale jujube yield forecasts[J]. Remote Sensing, 2019, 11(16):1945.

[19] 许伟, 秦其明, 张添源, 等. SCE 标定结合 EnKF 同化遥感和 WOFOST 模型模拟冬小麦时序 LAI[J]. 农业工程学报, 2019, 35(14):166 – 173.
XU Wei, QIN Qiming, ZHANG Tianyuan, et al. Time-series LAI simulation of winter wheat based on WOFOST model calibrated by SCE and assimilated by EnKF[J]. Transactions of the CSAE,2019,35(14):166 – 173. (in Chinese)

[20] 余婷婷, 董有福. 利用随机森林回归算法校正 ASTER GDEM 高程误差[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(7): 1098 – 1105.
YU Tingting, DONG Youfu. Correcting elevation error of ASTER GDEM using random forest regression algorithm[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan, 2021, 46(7): 1098 – 1105. (in Chinese)

[21] LIU Zhengchun, XU Zhanjun, BI Rutian, et al. Estimation of winter wheat yield in arid and semiarid regions based on assimilated multi-source sentinel data and the CERES – Wheat model[J]. Sensors, 2021, 21:1247.

[22] 陈艳玲, 顾晓鹤, 宫阿都. 基于 EFAST 方法的 WOFOST 作物模型参数敏感性分析[J]. 河南理工大学学报(自然科学版), 2018, 37(3): 72 – 78.
CHEN Yanling, GU Xiaohe, GONG Adu. Global sensitivity analysis of WOFOST model parameters based on EFAST method[J]. Journal of Henan Polytechnic University(Natural Science), 2018, 37(3): 72 – 78. (in Chinese)

[23] 李颖, 陈怀亮, 田宏伟, 等. 同化遥感信息与 WheatSM 模型的冬小麦估产[J]. 生态学杂志, 2019, 38(7): 2258 – 2264.
LI Ying, CHEN Huailiang, TIAN Hongwei, et al. Estimation of winter wheat yield based on coupling remote sensing information and WheatSM model[J]. Chinese Journal of Ecology, 2019, 38(7): 2258 – 2264. (in Chinese)

[24] 刘新杰, 魏云霞, 焦全军, 等. 基于时序定量遥感的冬小麦长势监测与估产研究[J]. 遥感技术与应用, 2019, 34(4): 756 – 765.
LIU Xinjie, WEI Yunxia, JIAO Quanjun, et al. Growth monitoring and yield prediction of winter wheat based on time-series quantitative remote sensing data[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2019, 34(4): 756 – 765. (in Chinese)

[25] 黄健熙, 罗倩, 刘晓暄, 等. 基于时间序列 MODIS NDVI 的冬小麦产量预测方法[J]. 农业机械学报, 2016, 47(2): 295 – 301.
HUANG Jianxi, LUO Qian, LIU Xiaoxuan, et al. Winter wheat yield forecasting based on time series of MODIS NDVI[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2016,47(2):295 – 301. (in Chinese)

[26] 王泉轩, 卢小平, 杨泽楠, 等. 基于 PROSAIL 结合 VMG 模型的冬小麦叶面积指数反演方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(6): 209 – 216.
WANG Xiaoxuan, LU Xiaoping, YANG Ze’nan, et al. Retrieving method for leaf area index of winter wheat by combining PROSAIL model with VMG model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(6):209 – 216. (in Chinese)

[27] 黄健熙, 黄海, 马鸿元, 等. 基于 MCMC 方法的 WOFOST 模型参数标定与不确定性分析[J]. 农业工程学报, 2018, 34(16): 113 – 119.
HUANG Jianxi, HUANG Hai, MA Hongyuan, et al. Markov Chain Monte Carlo based WOFOST model parameters calibration and uncertainty analysis[J]. Transactions of the CSAE,2018,34(16):113 – 119. (in Chinese)

[28] 周西嘉, 张悦, 王鹏新, 等. 基于 Sentinel 的时间序列田块尺度 LAI 重建与冬小麦估产[J]. 农业机械学报, 2022, 53(8): 173 – 185.
ZHOU Xijia, ZHANG Yue, WANG Pengxin, et al. Reconstruction of time series LAI and winter wheat yield estimation at field scales based on Sentinel satellites[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(8):173 – 185. (in Chinese)

[29] HUANG J, TIAN L, LIANG S, et al. Improving winter wheat yield estimation by assimilation of the leaf area index from Landsat TM and MODIS data into the WOFOST model[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2015, 204:106 – 121.

[30] AHMED A, SALAH E H, NASSER A S, et al. Sensitivity of the DSSAT model in simulating maize yield and soil carbon dynamics in arid mediterranean climate: effect of soil, genotype and crop management[J]. Field Crops Research, 2021, 260: 107981.

[31] DEIHIMFARD R, EYNI-NARGESEH H, MOKHTASSI-BIDGOLI A. Effect of future climate change on wheat yield and water use efficiency under semi-arid conditions as predicted by APSIM – Wheat model[J]. International Journal of Plant Production, 2018, 12(2): 115 – 125.

[32] JIAN W, HAIPING S, ZHAO G, et al. Winter wheat yield prediction using an LSTM model from MODIS LAI products[J]. Agriculture, 2022, 12(10): 1707.

[33] 刘立波, 王涛, 张鹏. 基于 CNN – S – GPR 的宁夏枸杞高光谱影像估产方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(8): 250 – 257.
LIU Libo, WANG Tao, ZHANG Peng. Yield estimation method of Ningxia wolfberry using hyperspectral images based on CNN – S – GPR[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(8):250 – 257. (in Chinese)

[34] YI X, JIANXI H. Integration of a crop growth model and deep learning methods to improve satellite-based yield estimation of winter wheat in Henan Province, China[J]. Remote Sensing, 2021, 13(21):4372.