

基于4DVAR和EnKF的遥感信息与作物模型冬小麦估产

刘正春¹ 徐占军¹ 毕如田¹ 王超² 贺鹏¹ 杨武德²

(1. 山西农业大学资源环境学院, 太谷 030801; 2. 山西农业大学农学院, 太谷 030801)

摘要: 为了提高遥感信息与作物模型同化的估产精度,以山西省晋南地区的3个县为研究区,采用四维变分(Four-dimensional variational, 4DVAR)和集合卡尔曼滤波(Ensemble Kalman filter, EnKF)两种同化算法将高时空分辨率Sentinel多源数据反演的叶面积指数(Leaf area index, LAI)、土壤含水率(θ)和CERES-Wheat模型进行同化,对比两种算法同化LAI和 θ 的性能,并进行冬小麦产量估测。结果表明:两种同化算法均能结合遥感观测和作物模型模拟的优势,相比模型模拟值,同化精度均有所提高;4DVAR-LAI和4DVAR- θ 的均方根误差(Root mean square error, RMSE)分别比EnKF-LAI和EnKF- θ 低 $0.1490\text{ m}^2/\text{m}^2$ 、 $0.0091\text{ cm}^3/\text{cm}^3$,且根据遥感实际监测值4DVAR-LAI更能精确识别冬小麦的物候期,与实际冬小麦生长发育的物候期更相符,因此在Sentinel多源数据与CERES-Wheat模型同化中,4DVAR算法的性能更好;由4DVAR同化后的LAI和 θ 双变量建立的估产模型,RMSE和平均相对误差(Mean relative error, MRE)小于CERES-Wheat模型模拟估产的RMSE和MRE,说明估产模型的估产误差小,采用4DVAR算法同化Sentinel多源数据与CERES-Wheat模型有效提高了冬小麦区域估产精度。

关键词: 冬小麦; 估产; 四维变分; 集合卡尔曼滤波; Sentinel多源数据; CERES-Wheat模型

中图分类号: S127; S512.1⁺1 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2021)06-0223-09 **OSID:** 

Winter Wheat Yield Estimation Based on Assimilated Remote Sensing Date with Crop Growth Model Using 4DVAR and EnKF

LIU Zhengchun¹ XU Zhanjun¹ BI Rutian¹ WANG Chao² HE Peng¹ YANG Wude²

(1. College of Resource and Environment, Shanxi Agricultural University, Taigu 030801, China
2. College of Agriculture, Shanxi Agricultural University, Taigu 030801, China)

Abstract: To improve the precision of crop yield estimation by integrating the remote sensing data into the crop model, two methods were applied, the four-dimensional variational (4DVAR) and the ensemble Kalman filter (EnKF), to assimilate the leaf area index (LAI) and the soil moisture (θ) derived from Sentinel multi-source data with the CERES-Wheat model. The two algorithms were assessed on the performance of assimilation of LAI and θ and estimated the yield of winter wheat across three counties located in the south of Shanxi Province in China. It was found that both assimilation algorithms can combine the advantages of remote sensing observations and crop model simulations. Compared with the crop model simulation values, the accuracy of assimilated LAI and θ were improved. Compared with EnKF, the 4DVAR algorithm can reduce the RMSEs of the assimilated LAI and θ by $0.1490\text{ m}^2/\text{m}^2$ and $0.0091\text{ cm}^3/\text{cm}^3$, respectively. And 4DVAR-LAI could accurately identify the phenological period of winter wheat according to the remote sensing observations, which was more consistent with the growth and development of the actual phenological period of winter wheat. Therefore, 4DVAR showed a better performance in the assimilation of Sentinel multi-source data with CERES-Wheat model. The accuracy of the yield estimation model based on assimilated LAI and θ by 4DVAR (RMSE was $449.77\text{ kg}/\text{hm}^2$, MRE was 7.85%) was higher than the yield accuracy based on simulated values by the CERES-Wheat model (RMSE was $641.55\text{ kg}/\text{hm}^2$, MRE was 10.23%). The 4DVAR assimilation algorithm effectively improved the yield estimation accuracy of winter wheat at a regional scale.

Key words: winter wheat; yield estimation; four-dimensional variation; ensemble Kalman filter; Sentinel multi-source data; CERES-Wheat model

收稿日期: 2021-02-24 修回日期: 2021-03-20

基金项目: 国家重点研发计划项目(2018YFD020040103)

作者简介: 刘正春(1986—),女,讲师,博士生,主要从事定量遥感及其在农业中的应用研究,E-mail: lzcxsau@163.com

通信作者: 毕如田(1963—),男,教授,博士生导师,主要从事土地信息技术研究,E-mail: birutian@163.com

0 引言

作物生长监测及产量预测对农业管理和国家粮食安全至关重要^[1]。根据作物品种特性、气象条件、土壤条件以及田间管理措施,作物生长模型能够准确模拟作物在单点尺度的生长发育及作物产量^[2]。然而,当作物模型应用到区域尺度时,由于地表环境的异质性,导致模型在参数获取以及区域化方面存在困难^[3]。遥感在大面积获取地表信息方面具有优势,能够有效地解决作物模型区域参数获取困难的问题^[4-5]。因此,利用数据同化技术将遥感信息与作物模型相融合是当前提高区域作物生长模拟和产量估测精度的重要途径^[6]。而同化算法的性能直接影响遥感信息与作物模型同化系统的精度^[7]。

目前,应用广泛且较为成熟的数据同化算法主要有 2 类:以四维变分(Four-dimensional variation, 4DVAR)为主的变分同化算法和以集合卡尔曼滤波(Ensemble Kalman filtering, EnKF)为主的顺序同化算法^[7-8]。4DVAR 和 EnKF 算法同化遥感信息和作物模型均能有效提高区域作物估产精度^[9-10],但已有研究中对两种同化算法性能的对比分析较少。

作物模型同化常用的遥感数据为 Landsat 和 MODIS,其时间或空间分辨率较低。MODIS 低空间分辨率(0.25 ~ 1 km)会出现混合像元现象,导致 MODIS-LAI 值较实测值偏低,对作物模型同化估产精度的提高有限^[3,11]。Landsat 影像低的时间分辨率(16 d),在冬小麦生育期不能提供足够频率的观测数据,对于模型模拟轨迹的调整有限^[5,12]。欧洲航天局哥白尼计划(GMES)中的地球观测卫星 Sentinel 多源数据,因其高空间和时间分辨率而成为作物模型同化的理想数据^[13-14]。目前,已有研究将 Sentinel-2 数据与作物模型同化结合进行估产,证明该数据有较好的应用前景^[15]。本文基于 Sentinel 多源遥感数据(Sentinel-1 雷达数据反演土壤含水率, Sentinel-2 数据反演 LAI),利用 4DVAR 和 EnKF 两种算法同化 LAI 和土壤含水率,对比分析两种同化算法的同化性能,并利用同化精度高的 LAI 和土壤含水率构建估产模型,估测研究区的冬小麦产量。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

研究区位于山西省晋南地区,包括闻喜县、新绛县和襄汾县(110°59'33" ~ 111°40'31" E, 35°9'38" ~ 36°3'14" N)(图 1)。气候属暖温带大陆性季风气

候,年均降水量在 450 ~ 600 mm 之间,年平均气温为 12 ~ 14℃,全年无霜期 160 ~ 190 d。该区域作物种植模式主要为冬小麦与夏玉米轮作,冬小麦种植面积 108 061 hm²,占耕地面积的 73.31%,是研究区的主要农作物^[16]。研究区冬小麦一般于 10 月上旬播种,于 6 月上旬收获。

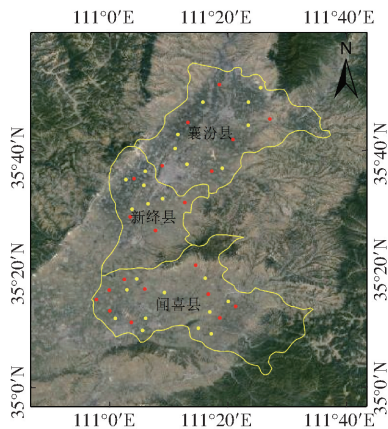


图 1 研究区地理位置及采样点分布图

Fig. 1 Geographical location and sampling sites of study area

1.2 数据来源

1.2.1 田间实测数据

在研究区共设 45 个实测点,20 个红色样点的数据用于作物模型同化估产的参数设定及优化,25 个黄色样点用于产量精度验证(见图 1)。2017 年 9 月冬小麦播种前对 20 个红色样点取土壤样品进行理化性质分析。土壤剖面分为 7 层(0 ~ 10 cm、10 ~ 20 cm、20 ~ 50 cm、50 ~ 80 cm、80 ~ 120 cm、120 ~ 160 cm、160 ~ 200 cm),测定了土壤剖面各层的理化性质,包括田间持水量、容重、有机碳含量、全氮质量比、有效钾质量比、速效磷质量比、铵态氮质量比、pH 值和土壤含水率(θ),作为 CERES-Wheat 模型的土壤输入参数。分别于 2018 年 3 月 19 日、2019 年 3 月 26 日(拔节期)和 2018 年 4 月 16 日、2019 年 4 月 19 日(抽穗-灌浆期)对全部实测点进行了冬小麦 LAI 和 0 ~ 20 cm 土壤含水率的测量。在 2018 年和 2019 年冬小麦成熟期对全部实测点以 1 m × 1 m 的样方采样,将样本小麦晒干、脱粒并称量,用干燥后的籽粒计算单产(kg/hm²)。此外,在 2017—2019 年调查了田间管理数据,主要包括冬小麦品种、主要生育期、灌溉信息和施肥信息。本研究利用 2018 年的实测和田间管理数据进行 CERES-Wheat 模型的标定,使用 2019 年的数据进行研究区冬小麦作物模型同化估产研究。

1.2.2 Sentinel 多源数据

Sentinel-1 和 Sentinel-2 同属于 Sentinel 系列卫星^[17-18],分别为雷达和光学遥感卫星。在冬小麦

关键生育期(返青期-成熟期)共获取7景 Sentinel-1 影像(分别为2019年3月2日、3月14日、3月26日、4月7日、4月19日、5月1日和5月13日),获取云量小于10%的 Sentinel-2 光学影像共7景(分别为2019年3月17日、4月1日、4月16日、5月11日、5月21日、5月26日和6月10日)。

1.3 冬小麦种植区域提取

LI 等^[19]利用冬小麦与其他植被不同的物候特征及不同时相的光谱差异采用决策树法提取冬小麦的种植区域,本文冬小麦种植区域提取参考此算法,选择2019年3月17日、4月16日和6月10日3景 Sentinel-2 影像,建立决策树:2019年3月17日 NDVI 大于0.25,2019年4月16日 NDVI 大于2019年6月10日 NDVI。提取了研究区2019年冬小麦种植区域,总面积为103 254 hm²,与山西省农业局统计数据(108 061 hm²)基本一致,冬小麦种植面积提取精度为96.0%。

1.4 Sentinel-2 反演 LAI

LAI 和 NDVI 之间有良好的定量关系^[20]。首先计算7景 Sentinel-2 遥感影像的 NDVI,并根据田间实测样点的地理坐标获取样点在2019年4月16日遥感影像像元的 NDVI,并与2019年4月19日田间实测样点的 LAI 建立回归模型

$$LAI = 8.8049NDVI - 0.9866 \tag{1}$$

回归模型达到极显著水平($P < 0.01$),其决定系数 R^2 为0.52,均方根误差(Root mean square error, RMSE)为0.9955 m²/m²。根据公式(1)反演7景 Sentinel-2 影像的 LAI。

1.5 Sentinel-1 反演土壤含水率

使用 Sentinel-1 雷达数据运用水云模型(Water-cloud model)反演冬小麦种植区土壤含水率。该模型假定植被层为一个均质散射体,农作物覆盖地表的微波后向散射包含农作物直接反射的体散射和经过农作物双次衰减后的地表散射两部分^[21]。

通过水云模型从 Sentinel-1 微波总的后向散射中分离出植被层后向散射系数后,得到土壤直接后向散射系数 $\sigma_{soil}^0(\alpha)$,根据田间实测样点的地理坐标获取样点在2019年3月26日 Sentinel-1 影像像元的 $\sigma_{soil}^0(\alpha)$,并与对应的2019年3月26日田间实测0~20 cm 土壤含水率建立回归模型

$$\theta = 0.0133\sigma_{soil}^0(\alpha) + 0.3815 \tag{2}$$

回归模型达到极显著水平($P < 0.01$),其决定系数 R^2 为0.42, RMSE 为0.0305 cm³/cm³。根据公式(2)反演7景 Sentinel-1 影像的土壤含水率。

1.6 CERES - Wheat 模型

CERES - Wheat 模型以天为时间步长模拟小麦生长发育、氮碳水平平衡过程、产量形成等^[2]。

CERES - Wheat 模型运行需要4类输入数据:气象数据、土壤数据、田间管理数据和作物遗传参数。其中,气象数据的最小数据集包括研究样点的逐日最高气温、最低气温、降水量和太阳辐射量,从中国气象数据网(<http://data.cma.cn/>)下载。土壤数据主要包括土壤各层(0~10 cm、10~20 cm、20~50 cm、50~80 cm、80~120 cm、120~160 cm、160~200 cm)的理化参数,如粘粒质量分数、粉粒质量分数、容重、田间持水量、有机碳质量比、全氮质量比、有效钾质量比、速效磷质量比、pH 值等,通过田间实测获得。田间管理数据为实地调查的冬小麦物候期、灌溉信息和施肥信息。遗传参数控制着小麦的生长发育进程,直接关系到植株形态的发育与作物产量的高低,其标定后才能用于研究区冬小麦的产量估测^[22-23]。遗传参数的标定一般使用“试错法”^[24]。

本研究使用“试错法”,采用2017—2018年冬小麦生育期的气象数据、土壤数据、田间管理数据和初始作物遗传参数驱动 CERES - Wheat 模型,根据研究区20个红色实测样点的冬小麦物候期、LAI 和单产调整模型的品种遗传参数,直到模型模拟的物候期、LAI、产量与实际调查值差距最小时,确定为本研究区的代表性品种遗传参数。经过标定的 CERES - Wheat 模型,模拟收获日期与实际收获日期的差值小于4 d,模型模拟 LAI 与实测 LAI 的 RMSE 为1.1243 m²/m²,模拟单产与实测单产的 RMSE 为622.23 kg/hm²,由此,标定的 CERES - Wheat 模型精度可靠,可用于研究区冬小麦生长发育及产量的模拟。

1.7 4DVAR 算法

4DVAR 算法通过构建代价函数描述模拟状态变量和观测值之间的差距,在时间同化窗口 T 内利用所有外部观测数据迭代调整模型模拟状态变量,直至模型的模拟轨迹逼近同化窗口内观测数据的轨迹,达到优化模型模拟状态变量的目的^[25]。4DVAR 的目标函数为

$$J(V_0) = 0.5(V_0 - V_0^b)^T B^{-1}(V_0 - V_0^b) + 0.5 \sum_{i=0}^n (V_i - V_i^{obs})^T O_i^{-1}(V_i - V_i^{obs}) \tag{3}$$

式中 V_0 ——同化窗口初始时刻的状态变量
 V_0^b ——初始时刻的背景值,即初始时刻模型的模拟值
 V_i —— V_0 代入模型算子 M 运行到 i 时刻所得值

V_i^{obs} —— i 时刻的遥感反演值
 B ——模拟值的误差协方差矩阵
 O_i ——遥感反演值误差协方差矩阵
 n ——同化窗口时长

1.8 EnKF 算法

EnKF 同化算法的核心是在机理模型的动力框架内,把外部观测数据和模型模拟数据进行误差加权,计算当前时刻状态变量的最优估计值并代替模型模拟值,然后运行到下一时刻,直到所有外部观测值被代入模型,完成模型模拟轨迹的优化^[25-26]。EnKF 滤波的目标函数为

$$A_k^f = M(A_{k-1}^a) \tag{4}$$

$$A_k^a = A_k^f + P_k H^T (HP_k H^T + R_k)^{-1} (D_k - HA_k^f) \tag{5}$$

式中 A_k^f —— k 时刻状态变量集合的预报矩阵
 A_k^a —— k 时刻状态变量集合的分析矩阵
 P_k ——预报矩阵的协方差矩阵
 R_k ——观测矩阵的协方差矩阵
 H ——观测算子
 D_k ——观测矩阵
 M ——状态变换方程

1.9 改进的层次分析法

改进的层次分析法通过构建比较矩阵、传递矩阵及拟优一致判断矩阵确定各因素的权值^[27]。本文根据农业经验知识判定冬小麦主要生育期(返青期、拔节期、抽穗-灌浆期和乳熟期)的 LAI 或土壤含水率对产量影响的重要程度,建立比较矩阵

$$B(b_{ij}) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 1 & 0 & 2 \\ 2 & 2 & 1 & 2 \\ 2 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{6}$$

公式(6)是由冬小麦 4 个主要生育时期 LAI 对产量的影响程度构建的比较矩阵,0 表示第 i 个生育期没有第 j 个生育时期重要;1 表示第 i 个生育期与第 j 个生育期同样重要;2 表示第 i 个生育期比第 j 个生育期重要。

在计算 4 个生育时期重要性系数($r_j = \sum_{i=1}^4 b_{ij}$)的基础上获得研究区冬小麦主要生育期的判断矩阵

$$C = \begin{cases} \frac{r_i - r_j}{r_{\max} - r_{\min}}(k - 1) + 1 & (r_i \geq r_j) \\ \left[\frac{|r_i - r_j|}{r_{\max} - r_{\min}}(k - 1) + 1 \right]^{-1} & (r_i < r_j) \end{cases} \tag{7}$$

式中, $r_{\max} = \max\{r_j\}$, $r_{\min} = \min\{r_j\}$, $k = r_{\max}/r_{\min}$ 。根据 C 计算传递矩阵和拟优一致判断矩阵,最后通过对拟优一致判断矩阵的归一化处理得到冬小麦各生

育时期的权重。

2 结果与分析

2.1 LAI 同化结果与分析

通过 4DVAR 和 EnKF 两种算法同化 CERES - Wheat 模型模拟的 LAI 和 Sentinel - 2 数据反演的 LAI,分别得到 4DVAR 算法同化的 LAI (4DVAR - LAI) 和 EnKF 算法同化的 LAI (EnKF - LAI)。以灌溉样点襄汾县南辛店村、新绛县泽掌村、闻喜县苏村,以及旱作样点襄汾县东郭村、闻喜县柏林村、闻喜县户头村为例,将 4DVAR - LAI、EnKF - LAI 和 CERES - Wheat 模型模拟的 LAI 曲线进行对比(图 2),4DVAR - LAI 和 EnKF - LAI 保持了模拟 LAI 的趋势变化特征,在返青期至抽穗-灌浆期 LAI 快速增加,至播种后 200 d 左右 LAI 达到峰值,之后冬小麦进入乳熟期,叶片逐渐变黄,LAI 开始下降。总体上,4DVAR - LAI 和 EnKF - LAI 均保持了模拟 LAI 趋势变化特征,且更接近 LAI 实测值,更符合冬小麦生长的实际变化情况。但是,4DVAR 算法对模拟 LAI 曲线的修正幅度较大,得到的 4DVAR - LAI 更接近遥感反演 LAI,而通过 EnKF 算法得到的 EnKF - LAI 对模拟 LAI 的修正幅度较小;且 EnKF - LAI 达到最大值的时间与模拟 LAI 达到最大值的时间同步,而 4DVAR - LAI 达到最大值的时间受遥感反演 LAI 值的影响更大,与遥感反演 LAI 最大值的时间同步。

为检验 4DVAR - LAI、EnKF - LAI 和模拟 LAI 的精度,采用 20 个模型模拟样点的田间实测 LAI 数据,分别建立 4DVAR - LAI、EnKF - LAI、模拟 LAI 与实测 LAI 的回归方程,并计算 R^2 和 RMSE。4DVAR - LAI、EnKF - LAI 和模拟 LAI 的 R^2 分别为 0.706 8、0.644 6、0.618 6, RMSE 分别为 1.039 6、1.188 6、1.634 4 m²/m²。与模拟 LAI 相比,4DVAR - LAI 和 EnKF - LAI 的 R^2 均有所提高, RMSE 均降低,说明两种算法得到的同化 LAI 更接近实测 LAI 值,且 4DVAR - LAI 的精度高于 EnKF - LAI (图 3)。

2.2 土壤含水率同化结果与分析

通过 4DVAR 和 EnKF 算法同化 CERES - Wheat 模型模拟的土壤含水率和 Sentinel - 1 数据反演的土壤含水率,分别得到 4DVAR 算法同化的土壤含水率(4DVAR - θ) 和 EnKF 算法同化的土壤含水率(EnKF - θ)。以灌溉样点襄汾县南辛店村、新绛县泽掌村、闻喜县苏村以及旱作样点襄汾县东郭村、闻喜县柏林村、闻喜县户头村为例,对 4DVAR - θ 、EnKF - θ 和 CERES - Wheat 模型模拟的土壤含水率变化特征进行对比(图 4)。模拟土壤含水率变化特

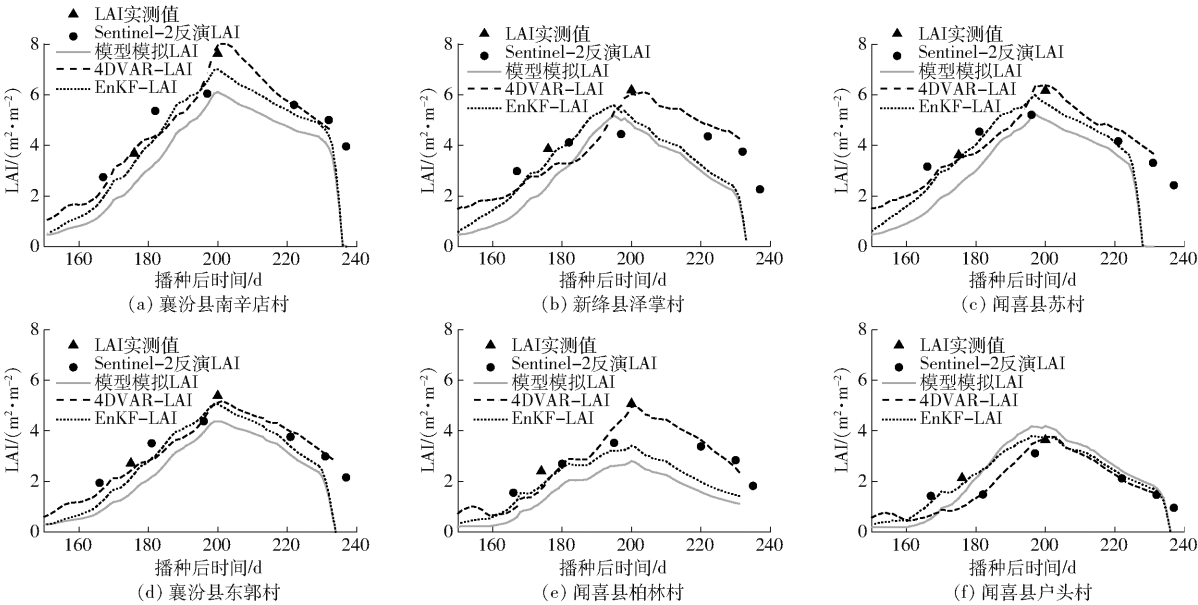


图2 2019年冬小麦主要生育期模拟LAI、4DVAR-LAI和EnKF-LAI变化曲线

Fig. 2 Variation curves of simulated LAI, 4DVAR-LAI and EnKF-LAI at main growth stages of winter wheat in 2019

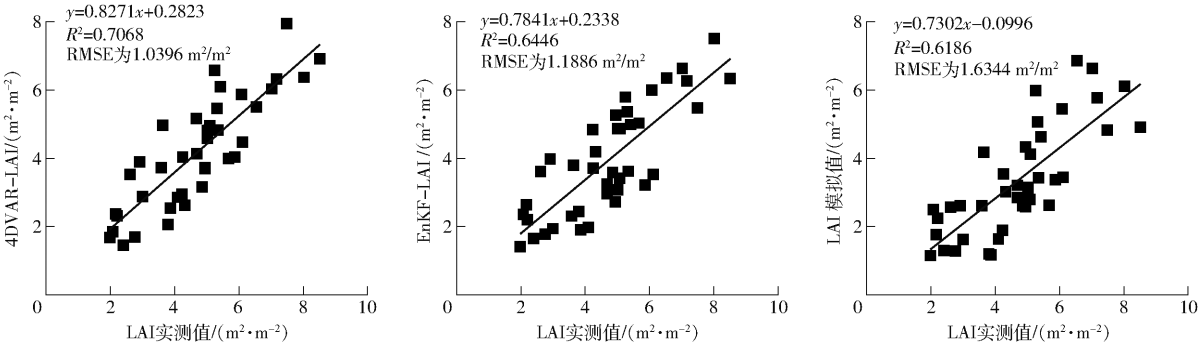


图3 4DVAR-LAI、EnKF-LAI、模拟LAI与实测LAI线性回归分析图

Fig. 3 Linear regression analysis of 4DVAR-LAI, EnKF-LAI, simulated LAI with measured LAI

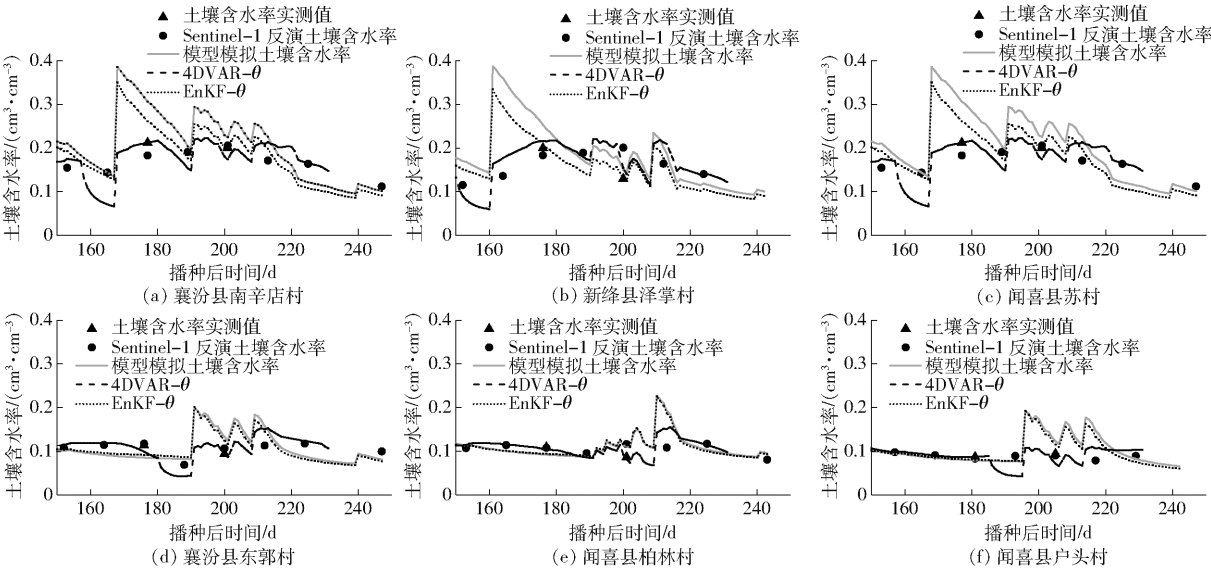


图4 2019年冬小麦主要生育期模拟土壤含水率、4DVAR-θ和EnKF-θ变化曲线

Fig. 4 Variation curves of simulated soil moisture, 4DVAR-θ, and EnKF-θ at main growth stages of winter wheat in 2019

征的每个峰值代表灌溉或降水引起的土壤含水率增加,而后随着土壤蒸发及作物蒸腾下降,峰值的出现与灌溉日期或降水日期相对应,模拟土壤含水率变化趋势与实际土壤含水率的变化趋势相吻合。4DVAR-θ变化特征保持了模型模拟土壤含水率的变化趋势特征,但更接近Sentinel-1反演土壤含水率

率,在灌溉样点的灌溉日期至第 1 次降水期间(冬小麦种植后 170 ~ 190 d),模型模拟的土壤含水率偏高,4DVAR - θ 的降低幅度明显,更接近实测土壤含水率;在旱作样点,返青期至拔节-抽穗期(冬小麦种植后 150 ~ 190 d),降水较少,模型模拟土壤含水率偏低,4DVAR - θ 有所提高,更接近实测土壤含水率。灌溉样点的 EnKF - θ 在保持模拟土壤含水率变化趋势下有略微的调整,旱作样点的 EnKF - θ 变化特征与模拟土壤含水率基本一致,受遥感反演土壤含水率的修正较小。

为检验 4DVAR - θ 、EnKF - θ 和模拟土壤含水率的精度,采用 20 个模型模拟样点的田间实测土壤含水率数据,分别建立 4DVAR - θ 、EnKF - θ 、模拟土壤含水率与实测土壤含水率的线性回归方程,并计算 R^2 和 RMSE。4DVAR - θ 、EnKF - θ 和模拟土壤含水率的 R^2 分别为 0.717 1、0.673 4、0.654 7, RMSE 分别为 0.032 1、0.041 2、0.065 6 cm^3/cm^3 。4DVAR - θ 、EnKF - θ 的 RMSE 均低于模拟土壤含水率,说明两种算法得到的同化土壤含水率更接近实测土壤含水率,且 4DVAR - θ 的精度高于 EnKF - θ (图 5)。

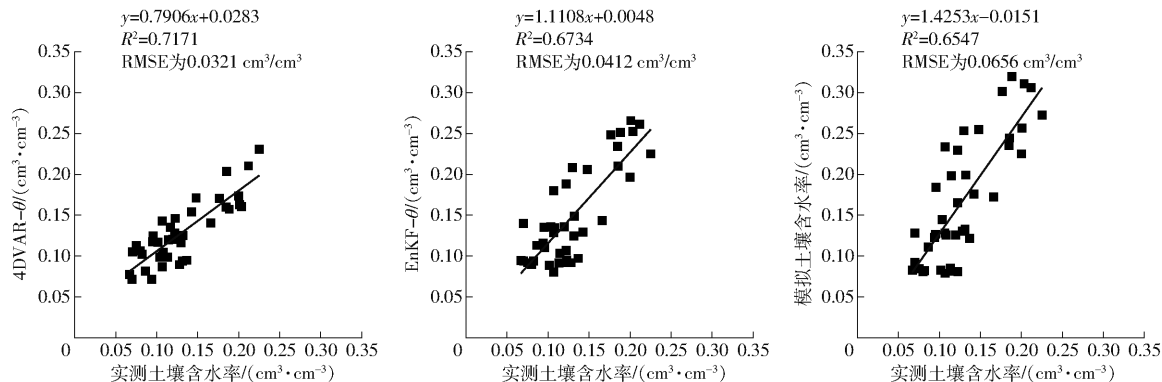


图 5 4DVAR - θ 、EnKF - θ 、模拟土壤含水率和实测土壤含水率线性回归分析图

Fig. 5 Linear regression analysis of 4DVAR - θ , EnKF - θ , simulated soil moisture with measured soil moisture

综上所述,4DVAR 和 EnKF 算法同化的 LAI 和土壤含水率 RMSE 均低于 CERES - Wheat 模型模拟值,表明两种同化方法都能较好地结合模型模拟值和遥感反演值的优势,同化 LAI 和土壤含水率的精度高于模拟值。4DVAR 算法同化的 LAI 和土壤含水率较 EnKF 更接近田间实测值,因此,本研究选择 4DVAR 算法的 LAI 和土壤含水率同化值估测研究区冬小麦产量。

为利用 4DVAR - LAI 和 4DVAR - θ 进行冬小麦区域估产,需将单点尺度的 LAI 和土壤含水率同化结果扩展到区域尺度。综合考虑冬小麦的物候期及遥感影像的成像时间等因素,选取 2019 年 3 月 17 日、4 月 1 日、4 月 16 日和 5 月 11 日 Sentinel - 2 反演的 LAI,2019 年 3 月 14 日、4 月 7 日、4 月 19 日和 5 月 13 日 Sentinel - 1 反演的土壤含水率,作为返青期、拔节期、抽穗-灌浆期和乳熟期的 LAI 和土壤含水率进行区域同化。将 Sentinel 多源数据反演的 LAI 和土壤含水率与 20 个红色样点相应日期的 4DVAR - LAI、4DVAR - θ 分别进行回归分析,得到上述物候期冬小麦区域尺度的同化 LAI 和土壤含水率。

2.3 区域冬小麦产量估测

已有学者研究表明,同时同化 LAI 和土壤含水率的估产精度高于单独同化 LAI 或土壤含水率。因

此,本研究采用 4DVAR 算法同化后的 LAI 和土壤含水率双变量进行冬小麦估产,首先,依据改进的层次分析法确定 LAI 和土壤含水率在冬小麦 4 个主要生育期(返青期、拔节期、抽穗-灌浆期和乳熟期)对冬小麦产量贡献的权重分别为 0.055 0、0.265 0、0.566 0、0.114 0 和 0.055 5、0.565 5、0.260 5、0.118 5,由此计算冬小麦主要生育期加权 4DVAR - LAI、4DVAR - θ ;之后与图 1 中 20 个红色实测点的产量数据进行回归分析建立估产模型 $Y = 1\,169.74LAI + 8\,205.38\theta - 396.42$,模型显著性检验 $P < 0.001$, $R^2 = 0.886\,4$ 。采用图 1 中的 25 个黄色实测点数据进行产量精度验证,同化 4DVAR - LAI、4DVAR - θ 双变量建立的估产模型精度 RMSE 为 449.77 kg/hm^2 ,平均相对误差(Mean relative error, MRE)为 7.85%,CERES - Wheat 模型直接模拟产量的 RMSE 为 641.55 kg/hm^2 ,MRE 为 10.23%。4DVAR - LAI + 4DVAR - θ 建立的估产模型的 RMSE 和 MRE 较模型模拟产量的估产误差小,表明同化遥感信息与作物模型能有效提高估产精度。

采用由 4DVAR - LAI + 4DVAR - θ 建立的估产模型进行区域冬小麦估产,得到研究区 2019 年冬小麦产量如图 6a 所示。结合研究区数字高程模型(Digital elevation model, DEM)图(图 6b)及山西省耕地地力评价数据库中灌溉能力数据(图 6c)可以

发现,高程小于 500 m 且满足灌溉条件的区域,冬小麦产量较高(大于 5 500 kg/hm²);在闻喜县东、西两侧高程大于 780 m 且满足灌溉条件的区域,冬小

麦产量较低(小于 3 500 kg/hm²);高程处于 500 ~ 780 m 且基本满足灌溉条件的区域,冬小麦产量在 3 500 ~ 5 500 kg/hm² 之间。

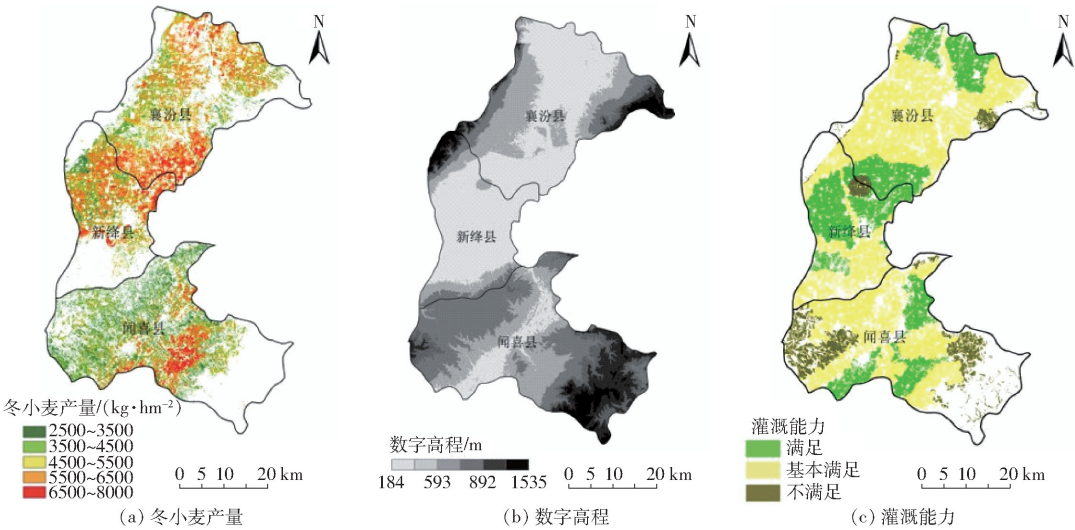


图 6 4DVAR 算法同化 Sentinel - LAI 和土壤含水率的冬小麦产量分布图及研究区数字高程图、灌溉能力图
Fig. 6 Yield distributions of winter wheat based on 4DVAR assimilated Sentinel - LAI and soil moisture and basic data map of farmland in 2019 in study area

3 讨论

3.1 4DVAR 和 EnKF 算法在同化遥感信息和作物模型中性能对比分析

本研究通过 4DVAR 和 EnKF 算法同化 Sentinel 多源数据和 CERES - Wheat 模型,4DVAR 算法同化的 LAI 和土壤含水率精度高于 EnKF 算法,且 4DVAR 算法同化的 LAI 的冬小麦物候期更接近冬小麦实际生长物候期,因此 4DVAR 算法在 Sentinel 多源数据和 CERES - Wheat 模型同化系统中表现更优,同化效果更好。这可能是由于所采用的高时空分辨率的遥感信息 Sentinel 数据反演的 LAI 和土壤含水率精度较高,4DVAR 算法通过代价函数迭代调整模型模拟状态变量,将模型的模拟轨迹逼近同化窗口内所有观测数据的轨迹,达到优化模型模拟状态变量的目的^[28-29],所以 4DVAR 算法同化的状态变量与遥感观测值更接近,当遥感观测值精度较高时,其同化性能更优。解毅等^[8]利用 4DVAR 和 EnKF 算法同化 Landsat 数据和 CERES - Wheat 模型,结果显示 EnKF 同化的 LAI 精度高于 4DVAR 算法。这可能是由于 Landsat 较低的时空分辨率导致 Landsat 反演的 LAI 准确度较差,4DVAR 同化结果逼近 Landsat 反演的 LAI,以致 4DVAR 优化效果较差;而 EnKF 集成滤波器的状态相关不确定性信息和集成构建能力能够克服遥感观测不确定性的影响^[28-29],所以 Landsat - LAI 与 CERES - Wheat 模型进行耦合时,采用 EnKF 算法得到的同化 LAI 较

4DVAR 有更高的精度。由此,本研究认为不同的同化算法应用于不同的遥感信息与作物模型同化系统中的表现不同,这与 HUANG 等^[7]在研究作物模型同化方法中发现同化算法的表现与遥感影像的分辨率高度相关的结论相一致。在以后的研究中,将采用不同精度的遥感数据与作物模型进行同化估产研究,比较 4DVAR 和 EnKF 在不同分辨率遥感影像中的同化性能。

3.2 4DVAR 算法同化 Sentinel 数据和 CERES - Wheat 模型的估产精度分析

本研究表明 4DVAR 算法同化 Sentinel 数据和 CERES - Wheat 模型的区域冬小麦产量估测精度较高(4DVAR 同化后的 LAI 和土壤含水率建立的估产模型的 RMSE 和 MRE 较 CERES - Wheat 模型模拟的 RMSE 和 MRE 分别降低了 191.78 kg/hm²、2.38%)。冬小麦的产量空间分布呈现出随海拔高度的增加、灌溉条件的不足而递减的趋势,这与冬小麦实际产量空间分布相一致(图 6)。证明 4DVAR - LAI + 4DVAR - θ 双变量建立的估产模型估测的区域冬小麦产量空间分布合理。

本文采用高时空分辨率的遥感信息(Sentinel 数据),并采用 4DVAR 和 EnKF 两种算法进行同化性能对比分析,为本研究区的 Sentinel 数据与 CERES - Wheat 模型同化系统选择了精度更高的 4DVAR 算法,从遥感数据源与同化算法两方面提高了遥感信息与作物模型同化系统的精度,得到高精度的同化 LAI 和土壤含水率,并用来构建估产模型,有效提高

了研究区冬小麦估产精度。

4 结论

(1)4DVAR 和 EnKF 两种算法同化的 LAI 和土壤含水率 θ 的 R^2 均高于模型模拟值, RMSE 均低于模拟值。两种同化算法都能较好地结合遥感观测和模型模拟的优势,提高了同化 LAI 和土壤含水率的精度。

(2)4DVAR - LAI 和 4DVAR - θ 的 RMSE 分别比 EnKF - LAI 和 EnKF - θ 低 $0.149\ 0\ \text{m}^2/\text{m}^2$ 、 $0.009\ 1\ \text{cm}^3/\text{cm}^3$, 4DVAR 同化结果更符合实际 LAI 和土壤含水率实际情况,且根据遥感实际监测值,4DVAR 算法同化的 LAI 更能精确识别冬小麦的

物候期,与实际冬小麦生长发育的物候期更相符。这是由于 4DVAR 算法通过构建代价函数调整模型模拟状态变量,将模型的模拟轨迹逼近观测数据的轨迹,当采用的遥感信息精度高时,4DVAR 算法的同化表现更优。

(3)由 4DVAR 同化后 LAI 和土壤含水率双变量建立的估产模型精度 (RMSE 为 $449.77\ \text{kg}/\text{hm}^2$, MRE 为 7.85%) 高于 CERES - Wheat 模型模拟的单产精度 (RMSE 为 $641.55\ \text{kg}/\text{hm}^2$, MRE 为 10.23%)。本研究从遥感数据源与同化算法两方面提高了遥感信息与作物模型同化系统的精度,得到高精度的同化 LAI 和土壤含水率,并用来构建估产模型,有效提高了研究区冬小麦的估产精度。

参 考 文 献

- [1] DE WIT A, DIEPEN C. Crop model data assimilation with the ensemble Kalman filter for improving regional crop yield forecasts [J]. *Agricultural & Forest Meteorology*, 2007, 146(1-2): 38-56.
- [2] JONES J, HOOGENBOOM G, PORTER C, et al. The DSSAT cropping system model [J]. *European Journal of Agronomy*, 2003, 18(3): 235-265.
- [3] 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/OL]. *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/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2015, 46(1): 240-248. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20150134&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.01.034. (in Chinese)
- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] HUANG J, GOMEZ-DANS J, HUANG H, et al. Assimilation of remote sensing into crop growth models: current status and perspectives [J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2019, 276(277): 107-123.
- [8] 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)
- [9] CURNEL Y, DE WIT A, DUVEILLER G, et al. Potential performances of remotely sensed LAI assimilation in WOFOST model based on an OSS experiment [J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2011, 151(12): 1843-1855.
- [10] 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(2): 30-42.
- [11] PAUWELS V, VERHOEST N, LANNOY G, et al. Optimization of a coupled hydrology-crop growth model through the assimilation of observed soil moisture and leaf area index values using an ensemble Kalman filter [J]. *Water Resources Research*, 2007, 43: 244-247.
- [12] DONG T, LIU J, QIAN B, et al. Estimating winter wheat biomass by assimilating leaf area index derived from fusion of Landsat-8 and MODIS data [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2016, 49: 63-74.
- [13] BELGIU M, CSILLIK O. Sentinel-2 cropland mapping using pixel-based and object-based time-weighted dynamic time warping analysis [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 204: 509-523.
- [14] TEWES A, HOFFMANN H, NOLTE M, et al. How do methods assimilating Sentinel-2-derived LAI combined with two different sources of soil input data affect the crop model-based estimation of wheat biomass at sub-field level? [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(6): 125-146.
- [15] WAGNER M, SLAWIG T, TARAVAT A, et al. Remote sensing data assimilation in dynamic crop models using particle swarm optimization [J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2020, 9(2): 105-129.

- [16] 冯美臣, 杨武德, 张东彦, 等. 基于 TM 和 MODIS 数据的水旱地冬小麦面积提取和长势监测 [J]. 农业工程学报, 2009, 25(3): 103–109.
FENG Meichen, YANG Wude, ZHANG Dongyan, et al. Monitoring planting area and growth situation of irrigation-land and dry-land winter wheat based on TM and MODIS data[J]. Transactions of the CSAE, 2009, 25(3): 103–109. (in Chinese)
- [17] 郭交, 朱琳, 靳标. 基于 Sentinel-1 和 Sentinel-2 数据融合的农作物分类 [J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(4): 192–198.
GUO Jiao, ZHU Lin, JIN Biao. Crop classification based on data fusion of Sentinel-1 and Sentinel-2 [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(4): 192–198. http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180422&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2018.04.022. (in Chinese)
- [18] LANARAS C, BIOUCAS D, GALLIANI S, et al. Super-resolution of Sentinel-2 images: learning a globally applicable deep neural network[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2018, 146:305–319.
- [19] LI Z, HE J, XU X, et al. Estimating genetic parameters of DSSAT-CERES model with the GLUE method for winter wheat (*Triticum aestivum* L.) production[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 154:213–221.
- [20] MANNA S, RAYCHAUDHURI B. Retrieval of Leaf area index and stress conditions for Sundarban mangroves using Sentinel-2 data[J]. International Journal of Remote Sensing, 2020, 41(3): 1019–1039.
- [21] ATTEMA E, ULABY F. Vegetation modeled as a water cloud [J]. Radio Science, 1978, 13(2): 357–364.
- [22] JIN H, LI A, WANG J, et al. Improvement of spatially and temporally continuous crop leaf area index by integration of CERES-Maize model and MODIS data[J]. European Journal of Agronomy, 2016, 78:1–12.
- [23] FANG H, LIANG S, HOOGENBOOM G. Integration of MODIS LAI and vegetation index products with the CSM-CERES-Maize model for corn yield estimation[J]. International Journal of Remote Sensing, 2011, 32(4): 1039–1065.
- [24] XIE Y, WANG P, BAI X, 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.
- [25] ZHANG M, ZHANG F. E4DVar: Coupling an ensemble Kalman filter with four-dimensional variational data assimilation in a limited-area weather prediction model[J]. Monthly Weather Review, 2012, 140(2): 587–600.
- [26] 王鹏新, 胡亚京, 李俐, 等. 基于 EnKF 和随机森林回归的玉米单产估测 [J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(9): 135–143.
WANG Pengxin, HU Yajing, LI Li, et al. Estimation of maize yield based on ensemble Kalman filter and random forest for regression[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(9): 135–143. http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20200916&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2020.09.016. (in Chinese)
- [27] 王蕾, 王鹏新, 李俐, 等. 应用条件植被温度指数预测县域尺度小麦单产[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2018, 43(10): 1566–1573.
WANG Lei, WANG Pengxin, LI Li, et al. Wheat yield forecasting at county scale based on time series vegetation temperature condition index[J]. Geomatic and Information Science of Wuhan University, 2018, 43(10): 1566–1573. (in Chinese)
- [28] ZHANG M, ZHANG F, HUANG X, et al. Intercomparison of an ensemble Kalman filter with three- and four-dimensional variational data assimilation methods in a limited-area model over the month of June 2003 [J]. Monthly Weather Review, 2010, 139(2): 566–572.
- [29] ZHANG F, ZHANG M, POTERJOY J. E3DVar: coupling an ensemble kalman filter with three-dimensional variational data assimilation in a limited-area weather prediction model and comparison to E4DVar[J]. Monthly Weather Review, 2013, 141(3): 900–917.