

基于双变量同化和交叉小波变换的冬小麦单产估测

张悦^{1,2} 王鹏新^{1,2} 陈弛^{1,2} 刘峻明³ 李红梅⁴

(1. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083;

2. 农业农村部农机作业监测与大数据应用重点实验室, 北京 100083;

3. 中国农业大学土地科学与技术学院, 北京 100193; 4. 陕西省气象局, 西安 710014)

摘要: 为进一步提高陕西省关中平原冬小麦产量估测的精度,利用集合卡尔曼滤波算法(EnKF)将 CERES - Wheat 模型模拟的 0 ~ 20 cm 土壤含水率和叶面积指数(LAI)与遥感观测的条件植被温度指数(VTCI)和 LAI 进行同化,同时利用交叉小波变换分析冬小麦各生育时期同化 VTCI 和 LAI 与产量之间的共振周期,通过计算小波互相关度获得各生育时期同化 VTCI 和 LAI 的权重,进而构建基于加权 VTCI 和 LAI 的冬小麦单产估测模型。结果表明,在样点尺度,经过 EnKF 同化的 VTCI 和 LAI 能够综合表达模型模拟值和遥感观测值的变化趋势;在区域尺度,无论是否同化,经过交叉小波变换的各生育时期 VTCI 和 LAI 分别与产量之间存在特定的共振周期,同时发现,同化有助于对关键生育时期的特征提取;相较于未同化构建的估产模型,经过同化构建的估产模型的归一化均方根误差为 13.23%,决定系数为 0.50,平均相对误差为 10.58%,精度略有提升,且估测产量的分布与统计产量的分布更为一致,因此认为将同化与交叉小波相结合构建的双变量单产估测模型精度更高,可为进一步实现高精度的区域产量估测提供研究基础。

关键词: 冬小麦; 估产; 数据同化; 交叉小波变换; 条件植被温度指数; 叶面积指数

中图分类号: TP79 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2023)04-0170-10

OSID:



Estimation of Winter Wheat Yield Based on Bivariate
Assimilation and Cross-wavelet Transform

ZHANG Yue^{1,2} WANG Pengxin^{1,2} CHEN Chi^{1,2} LIU Junming³ LI Hongmei⁴

(1. College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. Key Laboratory of Agricultural Machinery Monitoring and Big Data Applications,
Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Beijing 100083, China

3. College of Land Science and Technology, China Agricultural University, Beijing 100193, China

4. Shaanxi Provincial Meteorological Bureau, Xi'an 710014, China)

Abstract: To further improve the accuracy of winter wheat yield estimation in Guanzhong Plain of Shaanxi Province, the ensemble Kalman filter (EnKF) algorithm was used to assimilate the CERES - Wheat model simulated soil moisture at the depth of 0 ~ 20 cm and leaf area index (LAI) with remote sensing observations of the vegetation temperature condition index (VTCI) and LAI, respectively. At the same time, the resonance periods between assimilated VTCI and LAI at each growth stage and yield were analysed by using the cross-wavelet transform, respectively, and the weights of assimilated VTCI and LAI at each stage were obtained by calculating the wavelet cross-correlation degrees, and then a regional yield estimation model for winter wheat based on weighted VTCI and LAI was constructed. The results showed that at the sample point scale, the assimilated VTCI and LAI can combine the effects of model simulations and remote sensing observations, and the trends were more consistent with the actual crop growth changes. At the regional scale, there were specific resonance periods between VTCI, LAI and yield for each growth stage after cross-wavelet transform, regardless of assimilation or not, respectively. It was also found that the assimilation promoted the feature extraction for key growth stages. Compared with the

收稿日期: 2022-07-18 修回日期: 2022-08-13

基金项目: 国家自然科学基金项目(41871336, 42171332)

作者简介: 张悦(1998—), 女, 博士生, 主要从事定量遥感及其在农业中的应用研究, E-mail: 2581194673@qq.com

通信作者: 王鹏新(1965—), 男, 教授, 博士, 主要从事定量遥感及其在农业中的应用研究, E-mail: wangpx@cau.edu.cn

estimated yield model constructed without assimilation, the estimated yield model constructed with assimilation had normalized root mean square error of 13.23%, coefficient of determination of 0.50, and mean relative error of 10.58%, with a slight improvement in accuracy, and the distribution of yield estimation results from the assimilated model was closer to the official statistical yields. In summary, the regional yield estimation model combining assimilation and cross-wavelet transform can effectively improve the estimation accuracy and provide a relevant research basis for further precision agricultural management.

Key words: winter wheat; yield estimation; data assimilation; cross-wavelet transform; vegetation temperature condition index; leaf area index

0 引言

小麦作为我国的三大粮食作物之一,对其进行实时准确的区域产量估测对于保证粮食安全、制定合理的粮食政策、稳定粮食价格以及农业可持续发展具有重要意义^[1-2]。将作物生长模型与遥感技术相结合的数据同化方法已成为发挥两者互补优势、实现区域产量估测的有效方法之一^[3]。目前常用的数据同化方法可以分为两大类:变分同化方法和顺序同化方法^[4]。不同于变分同化方法旨在求取全局最优解,顺序同化方法强调求解单一时刻的最优估计,具体包括预测和更新两个过程^[5]。集合卡尔曼滤波(Ensemble Kalman filter, EnKF)同化方法是其中具有代表性的方法之一,能够充分考虑模型以及遥感观测的不确定性,实现模型状态变量的动态更新以及作物生长的动态模拟,已被广泛应用于作物长势监测和产量估测研究^[6-7]。

在利用同化进行作物产量估测时,通常选择能够表征作物生长状况的遥感指数进行研究。叶面积指数(Leaf area index, LAI)作为其中广泛使用的指数之一,对其进行同化可以减少模型模拟的不确定性,提高产量估测精度。解毅等^[4]通过 EnKF 同化算法同化 CERES - Wheat 模型模拟的 LAI 和遥感数据反演的 LAI 实现关中平原区域尺度的冬小麦产量估测研究,并取得了较高的估产精度。同时,可采取多变量同化策略综合多种因素对产量的影响,进一步提高利用同化方法进行产量估测的精度。其中,土壤含水率是作物水分胁迫的主要控制因素,与产量密切相关^[8]。PAN 等^[7]利用 EnKF 算法将遥感观测的 LAI 和土壤含水率与 WOFOST 模型进行同化,结果表明,利用同化双变量构建的估产模型精度显著提高。然而,在利用遥感技术获取同化系统中观测土壤含水率时,存在高植被覆盖度条件下土壤浅层水分反演精度较低的不足^[9-10]。王鹏新等^[11]在归一化植被指数(Normalized difference vegetation index, NDVI)和地表温度(Land surface temperature, LST)的散点图呈三角形区域分布的基础上提出用

于近实时表征作物受到水分胁迫程度的条件植被温度指数(Vegetation temperature condition index, VTCI),同时发现 VTCI 与深度 0 ~ 20 cm 的土壤含水率有显著的线性相关关系,并运用该关系实现了区域估产^[12-13],进一步证明了利用 VTCI 与土壤含水率之间线性关系进行区域尺度同化的可行性。

利用多个时间尺度进行产量估测研究有助于分析不同时间尺度下变量对于最终产量的影响,从而揭示蕴含在时间序列中的潜在规律^[14]。交叉小波变换将小波变换与交叉谱分析相结合,从而表征时间序列之间存在的时间尺度关联性和位相关系^[15],进而实现多尺度分析。目前基于交叉小波变换的方法已经在水文^[16]、干旱监测^[17]等领域广泛使用,但在估产领域中利用其分析参数与产量之间关系的研究较少,因此本文将利用交叉小波变换分析不同生育时期经过 EnKF 同化后长势特征变量 VTCI 和 LAI 与产量之间的多时间尺度关系,通过计算小波互相关度获取各生育时期同化变量的权重,进而构建基于双变量的估产模型,以期实现区域作物产量估测。

1 材料与方法

1.1 研究区域

关中平原位于陕西省中部(图 1),地理位置为 106°22' ~ 110°24' E, 33°57' ~ 35°39' N, 东西长约 360 km, 平均海拔约为 500 m, 地势西高东低。气候为温带大陆性季风气候,年平均温度为 6 ~ 13℃,年平均降水量为 550 ~ 700 mm。受季风气候影响,降水主要集中于夏季。由于其丰厚的地理条件,已经成为我国主要的商品粮生产基地。关中平原的主要耕作方式为在灌溉区域夏玉米和冬小麦轮作,在旱作区域种植冬小麦。冬小麦一般在 10 月初播种,次年 6 月初收获。冬小麦在越冬后的生育时期可以分为:返青期(3 月上旬—中旬)、拔节期(3 月下旬—4 月中旬)、抽穗—灌浆期(4 月下旬—5 月上旬)和乳熟期(5 月中旬—下旬),并将这 4 个生育时期称为冬小麦主要生育时期^[18]。

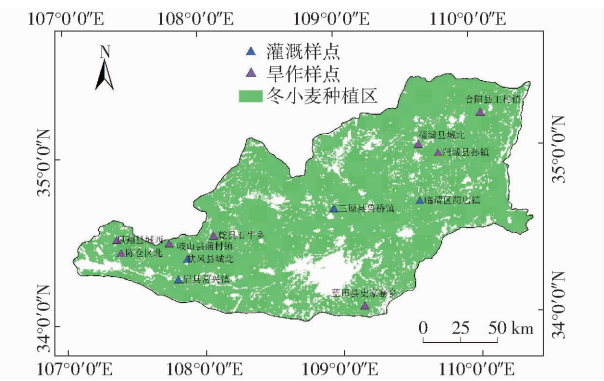


图 1 研究区域及样点分布图

Fig. 1 Study area and distribution of sampling sites

1.2 数据获取与处理

1.2.1 田间实测数据

选取 2011—2020 年关中平原连续 10 a 实地测量的均分布于主要种植区域的典型冬小麦种植区为研究样点(12 个),如图 1 所示。在冬小麦生长期间,进行田间实地数据测量,用于 CERRSE - Wheat 模型的输入。在冬小麦播种期间,测量各样点土壤剖面各层(0 ~ 12 cm、12 ~ 20 cm、20 ~ 50 cm、50 ~ 80 cm、80 ~ 120 cm、120 ~ 160 cm、160 ~ 200 cm)的 pH 值、有机质含量和土壤含水率等参数;在播种期、返青期、拔节期和抽穗期记录各样点冬小麦品种、播种方式、施肥量等田间管理数据。

1.2.2 遥感观测 VTCI 和 LAI

选取覆盖研究区域 2011—2020 年每年 3—5 月的 MODIS 的日地表温度产品 (MYD11A1) 和日地表反射率产品 (MYD09GA) 获得每年 3—5 月的日 LST 和日 NDVI;先后利用最大值合成法和最小值合成法,以旬为时间尺度,旬时间尺度的 VTCI 计算式为^[11-12]

$$VTCI = \frac{L_{\max}(N_i) - L(N_i)}{L_{\max}(N_i) - L_{\min}(N_i)} \tag{1}$$

其中 $L_{\max}(N_i) = a + bN_i \tag{2}$

$L_{\min}(N_i) = a' + b'N_i \tag{3}$

式中 $L(N_i)$ ——研究区域内某一像素的 NDVI 值为 N_i 时的地表温度

$L_{\max}(N_i)$ 、 $L_{\min}(N_i)$ ——研究区域内当 NDVI 值等于 N_i 时,所有像素地表温度的最大值和最小值,分别称作热边界和冷边界

a 、 b 、 a' 、 b' ——待定系数,由研究区域 NDVI 和 LST 的散点图近似获得

取某一生育时期包含的多旬 VTCI 的平均值作为该生育时期的 VTCI;依据关中平原各县的冬小麦种植区分布图,取各县域内种植区所包含像素的

VTCI 平均值为该县该年该生育时期的 VTCI。

选取关中平原 2011—2020 年每年 3—5 月 MODIS MCD15A3H 产品进行 LAI 提取。该产品由于云和大气等因素的影响存在数据骤降现象,因此通过上包络线 Savitzky - Golay (S - G) 滤波对原始产品进行平滑处理^[19]。同时为保持与 LAI 一致的空间分辨率,利用最邻近法将 VTCI 重采样至 500 m。为使 LAI 与 VTCI 具有相同的取值范围,将 S - G 滤波后的 LAI 进行归一化处理;将冬小麦各旬所包含的多时相 LAI 的最大值作为各旬的 LAI,进一步计算某一生育时期包含的多旬 LAI 的最大值获得该生育时期的 LAI;依据各县的冬小麦种植区分布图,取各县域内种植区所包含像素的 LAI 平均值作为该区域该年该生育时期的 LAI 值。

1.2.3 CERES - Wheat 模型模拟数据

CERES - Wheat 模型的输入参数主要包括田间管理数据、土壤数据、气象数据和作物品种遗传特性参数。其中,田间管理数据和土壤数据由 1.2.1 节获得;各样点的气象数据由与该样点最邻近的气象站点测得,主要包括逐日最高温度和最低温度、降水量和日照时数。作物品种遗传特性参数影响着作物的生长和发育过程,因此在将 CERES - Wheat 模型运用到区域尺度时需要对其进行区域校准。根据当地实测的 LAI、生物量、收获日期等数据通过“试错法”对作物遗传参数进行标定,以获得更为准确的模拟结果^[20]。同时由于 XIE 等^[21]已经在关中平原对模型进行本地化标定和精度验证,故本文直接使用该模型进行数据模拟研究。

由于研究所需的样点模拟 VTCI 无法由 CERES - Wheat 模型直接模拟获得,且基于 SUN 等^[12]得到的关中平原旬尺度 VTCI 与土壤 0 ~ 20 cm 含水率呈显著相关的结论,本研究通过运行标定后的模型获得以天为步长的土壤含水率,计算冬小麦生长季内每旬土壤含水率的均值,并将其作为该旬的土壤含水率,与观测的旬尺度 VTCI 建立线性回归关系,获取样点模拟 VTCI 数据。样点模拟的以天为步长的 LAI 数据可由模型直接输出获得,取冬小麦生长季内每旬模拟 LAI 数据的最大值作为样点旬尺度模拟 LAI 数据。

1.2.4 时间序列数据构建

考虑到本文涉及关中平原 24 个县 10 a 的 4 个主要生育时期的 VTCI、LAI 和产量数据,若将所有县共同构建一个时间序列,会导致时间序列过长,因此本研究依据关中平原各县的分布方位,分为 3 次,每次均匀不重复选择 8 县为一组,分别依次构建各县 2011—2020 年各生育时期 VTCI、LAI 和单产时间

序列。最终形成均包含 4 个生育时期的 3 组 VTCI、LAI 时间序列以及与每组对应的单产时间序列,共计 27 个时间序列,各时间序列长度均为 80 a,时间间隔为 1 a。

1.3 EnKF 同化方法

EnKF 通过假设模型误差和观测不确定性的 高斯分布生成一个实现模型状态的集合,以接近先验状态的 概率分布^[22]。EnKF 的具体实现过程可以分为预测阶段和更新阶段。

在预测阶段,根据 $k-1$ 时刻的分析值 x_{k-1}^a ,基于 CERES - Wheat 模型得到 k 时刻的预测值为

$$x_k^f = Mx_{k-1}^a \tag{4}$$

式中 M ——CERES - Wheat 模型算子

在更新阶段,利用集合成员的扰动 $x_1^{f'}$ 构建扰动集合 $\mathbf{X}^{f'}$,从而计算背景场(预报)误差协方差矩阵 $\mathbf{P}^f$ 以及 k 时刻的增益矩阵 $\mathbf{K}$,即

$$x_1^{f'} = x_k^f - \bar{x}^f \tag{5}$$

$$\mathbf{X}^{f'} = (x_1^{f'}, x_2^{f'}, \dots, x_m^{f'}) \in \mathbf{R}^{n \times m} \tag{6}$$

$$\mathbf{P}^f = \frac{1}{m-1} \mathbf{X}^{f'} (\mathbf{X}^{f'})^T \tag{7}$$

$$\mathbf{K} = \mathbf{P}^f \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \mathbf{P}^f \mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1} \tag{8}$$

式中 $\bar{x}^f$ ——模型预报集合的均值

n, m ——模型状态变量个数和状态集合成员数

$\mathbf{R}^{n \times m}$ —— $n \times m$ 维向量

$\mathbf{H}$ ——观测转换矩阵

$\mathbf{R}$ ——观测变量的误差协方差矩阵

基于以上计算结果,计算 k 时刻的分析值 x_k^a 为

$$x_k^a = x_k^f + \mathbf{K} (y_k - \mathbf{H} (x_k^f)) \tag{9}$$

式中 y_k —— k 时刻观测值

将 x_k^a 代入式(4),计算 $k+1$ 时刻的预测值 x_{k+1}^f 并更新 $\mathbf{P}^f$ 和 $\mathbf{R}$,重复以上过程,直至将所有观测数据代入同化过程为止。本文 CERES - Wheat 模型模拟的 VTCI 和 LAI 被视为状态变量,而观测值为 MODIS 反演的 VTCI 和 LAI。

1.4 产量估测模型构建

构建样点尺度同化 VTCI、LAI 与遥感观测 VTCI 和 LAI 之间的线性关系,并将面上遥感观测 VTCI 和 LAI 分别代入关系式中,获得区域尺度每年 3—5 月以旬为尺度的同化 VTCI 和 LAI,并依据冬小麦生育时期的划分,获取冬小麦各生育时期的同化 VTCI 和 LAI。在此基础上,利用交叉小波变换对同化后的各生育时期的 VTCI(LAI)时间序列数据和产量时间序列数据进行共振周期分析,通过计算小波互相关度获得各生育时期同化 VTCI 和 LAI 的权重,进而构建基于加权 VTCI 和加权 LAI 的双变量冬小

麦估产模型。本文涉及到的 小波函数、交叉小波变换方法以及小波互相关分析方法见文献[23]。同时由于本文将时间序列数据分为 3 组,因此最终各生育时期 VTCI 和 LAI 的权重由 3 组获得的各生育时期的权重进行平均得到,分析中以第 1 组为例。

2 结果与分析

2.1 样点尺度同化结果分析

2.1.1 不同类型样点同化 VTCI

以 2015 年旱作样点乾县石牛乡和灌溉样点三原县鲁桥镇 2 个样点为例,分析同化前后 VTCI 的变化情况(图 2)。在旱作样点乾县石牛乡(图 2a),在 3 月上旬至 3 月中旬,观测 VTCI 与模拟 VTCI 均呈现上升趋势,经过同化后的 VTCI 在受到模拟值影响的情况下,数值有所降低;在 4 月上旬到 4 月中旬以及 5 月上旬到 5 月中旬,观测 VTCI 值明显过高,受到模拟值的影响,同化后的 VTCI 有所下降并介于模拟值和观测值之间。对于灌溉样点三原县鲁桥镇(图 2b),在 3 月中旬到 3 月下旬之间,经过同化后的 VTCI 能够综合观测值和模拟值的影响,数值介于两者之间。同时进一步分析可以发现,在同化过程中存在同化结果并未介于模拟值和观测值之间的情况,如乾县石牛乡样点在 4 月下旬出现同化 VTCI 均高于观测值和模拟值的情况,这可能是由于样本数量有限,导致了 EnKF 同化方法出现了滤波发散的现象,从而影响了最终的同化结果^[24]。

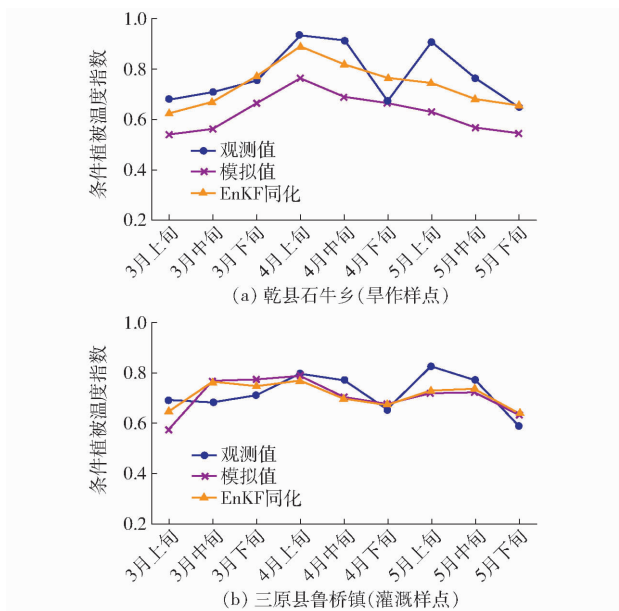


图 2 不同类型样点 VTCI 同化前后变化趋势

Fig. 2 Trends in VTCI before and after assimilation at different types of sampling sites

为进一步验证 VTCI 的同化效果,且考虑到 VTCI 能够实时反映作物生长过程中受到的水分胁迫

迫情况,本研究进一步计算观测 VTCI、同化 VTCI 分别与旬降水量之间的 Pearson 相关系数,分析同化 VTCI 对于降水量变化的敏感程度。同样以 2015 年乾县石牛乡和三原县鲁桥镇 2 个样点进行分析,结果如图 3 所示。在旱作样点乾县石牛乡(图 3a),观测 VTCI、同化 VTCI 分别与旬降水量间的相关系数为 0.62 和 0.69,即在旱作样点,同化后的 VTCI 与旬降水量的相关性更强,对于降水量的变化更加敏感。在灌溉样点三原县鲁桥镇,观测 VTCI 和同化后的 VTCI 与旬降水量之间的相关系数分别为 0.61 和 0.58,数值较为接近,进一步证明了 VTCI 本身对于水分胁迫表征的敏感性。

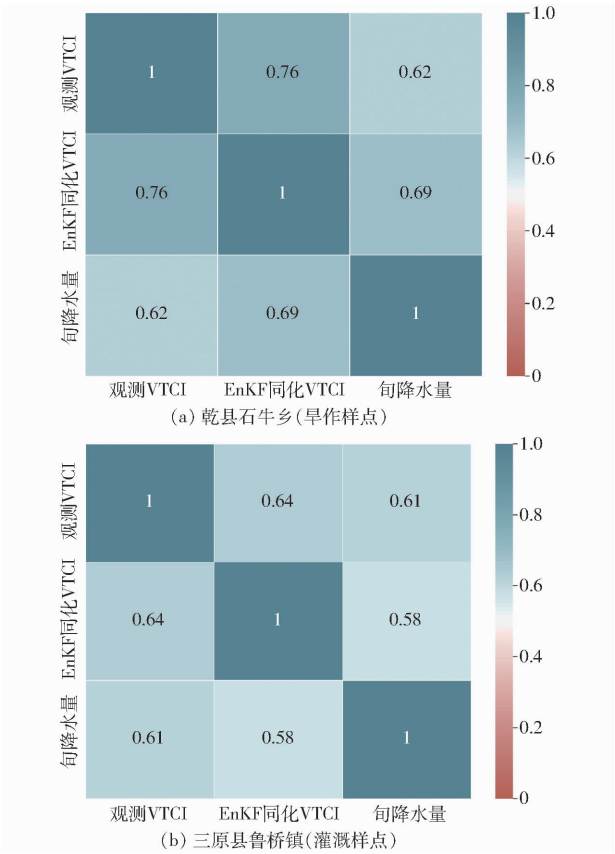


图 3 不同类型样点观测、同化 VTCI 与旬降水量 Pearson 相关系数的热力图

Fig.3 Heat maps of observed, assimilated VTCI and 10-day intervals cumulative precipitation Pearson correlation coefficients for different types of sampling sites

2.1.2 不同类型样点同化 LAI

为验证点上同化 LAI 的精度,选择 2015 年旱作样点乾县石牛乡和灌溉样点三原县鲁桥镇为例进行分析(图 4)。在乾县石牛乡旱作样点(图 4a),LAI 在 4 月下旬达到峰值,经过同化后的 LAI 能够综合考虑观测 LAI 和模拟 LAI 的影响,从而降低模拟值过高带来的影响,使同化结果介于模拟值和观测值之间。在灌溉样点三原县鲁桥镇(图 4b),LAI 同样在 4 月下旬达到峰值处,经过同化的 LAI 能够有效

减弱模拟值过低带来的影响,使同化后的 LAI 与观测数据的变化趋势较为一致而数值介于模拟值和观测值之间。

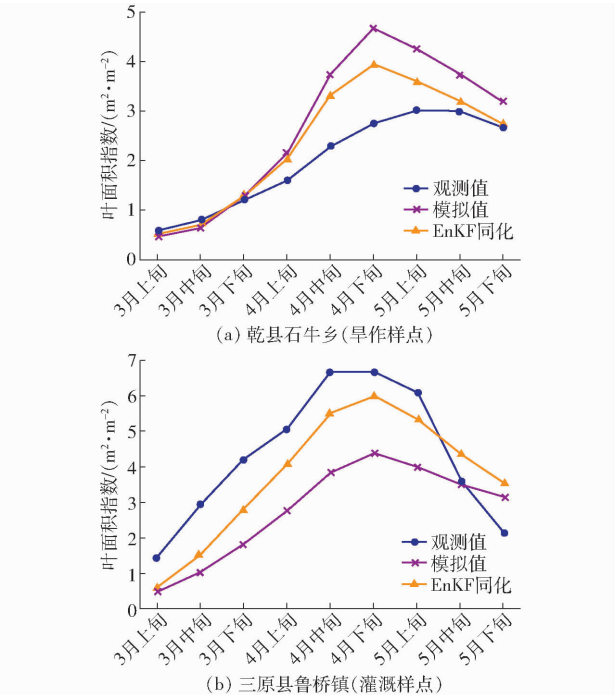


图 4 不同类型样点 LAI 同化前后变化趋势
Fig.4 Trends in LAI before and after assimilation at different types of sampling sites

基于上述分析结论,将同化后的样点尺度 VTCI 和 LAI 分别与遥感观测采样点 VTCI 和 LAI 进行线性回归分析,决定系数 R^2 分别为 0.45 和 0.72,实现从样点尺度向区域尺度的扩展,即获得区域尺度同化 VTCI 和 LAI。

2.2 多时间尺度共振周期分析

2.2.1 生育时期同化 VTCI 与产量

基于 Morlet 小波函数分别对同化后各生育时期 VTCI 和单产时间序列进行交叉小波变换,以第 1 组为例,分析 VTCI 和单产时间序列之间的共振周期,结果如图 5 所示。图中粗黑实线圈闭区域为功率谱值通过置信水平为 95% 的标准背景谱检验;细黑实线为小波边界效应影响锥线,其包络区域为有效值。图中箭头表示位相关系,→表示单产与 VTCI 同位相,说明两者为正相关关系;←表示单产与 VTCI 反位相,说明两者为负相关关系;↗、↘表示 VTCI 滞后单产变化且分别为正相关关系、负相关关系;↖、↙表示 VTCI 超前单产变化且分别为正相关关系、负相关关系。在返青期,经过 EnKF 同化后的 VTCI 与单产主要存在 2~3 a 的共振周期并表现为 VTCI 滞后于单产变化的正相关关系。在拔节期,同化 VTCI 和单产分别存在 5~6 a、10~13 a、22~26 a 的共振周期,其中在 10~13 a 主要表现为 VTCI 超前

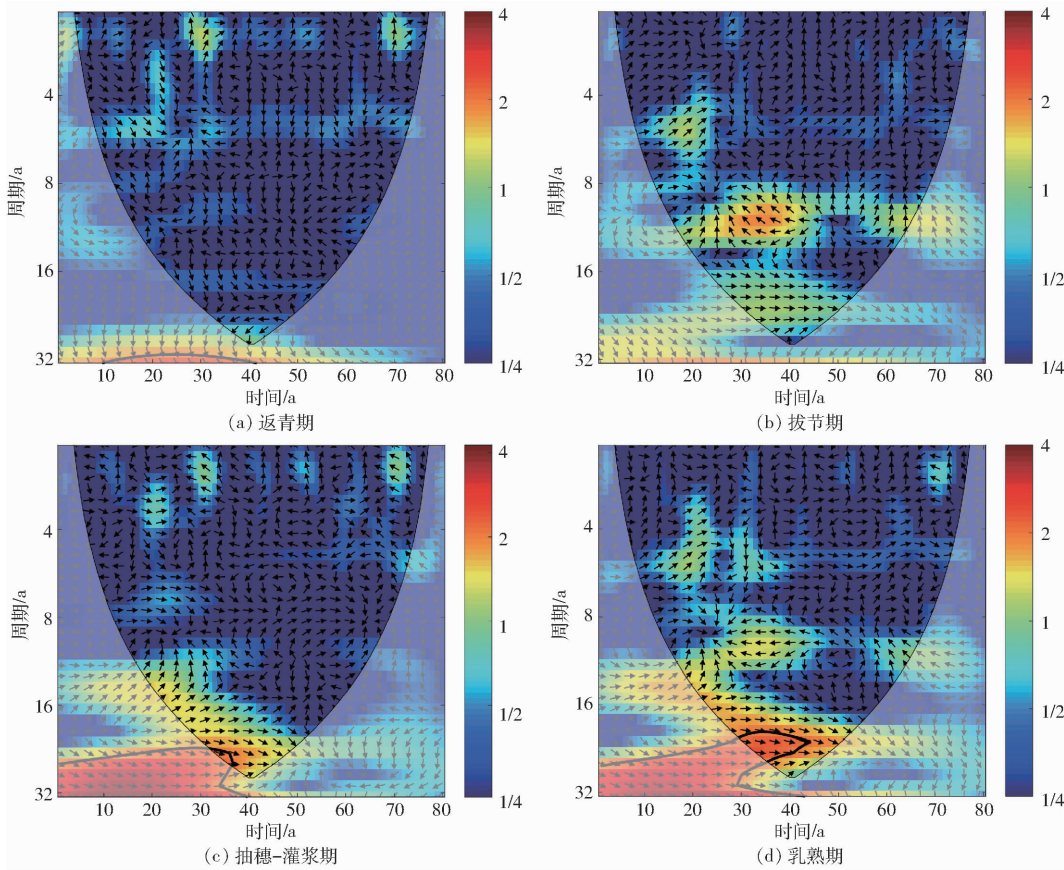


图 5 各生育时期同化 VTCI 与单产间的交叉小波功率谱

Fig. 5 Cross-wavelet power spectrum of assimilated VTCI at four growth stages and yield

于单产变化的负相关关系,可以理解为拔节期,在较短的共振周期内水分胁迫对于单产影响无法充分及时显现,随着共振周期扩大,当水分胁迫情况缓解,即复水,可对冬小麦不同器官干物质积累产生不同程度的补偿效应,但是程度有限,最终导致两者之间的负相关关系。通过对拔节期 VTCI 与单产的共振周期分析可知,在此生育期间,VTCI 与单产之间的共振周期变化复杂,存在较多影响最终产量的变化因素。在抽穗-灌浆期,VTCI 与单产主要存在 2~3 a、14~16 a、22~26 a 的共振周期,其中在 22~26 a 处共振周期更为明显,并通过了置信水平为 95% 的标准背景谱检验,表现出 VTCI 同步于单产变化的正相关关系。在乳熟期,经过 EnKF 同化的 VTCI 与单产存在 5~6 a、10~12 a、22~26 a 的共振周期,其中 22~26 a 的共振周期更为明显,通过了置信水平为 95% 的标准背景谱检验,并表现为 VTCI 与单产同时变化的正相关关系,即在乳熟期 VTCI 可以实时表征产量的变化。通过上述分析可知,经过 EnKF 同化的 VTCI 与单产时间序列在拔节期和抽穗-灌浆期的共振特征变化更为复杂,而在返青期和乳熟期分别表现出 VTCI 滞后于单产和同步于单产变化的时间共振周期特征。同时,通过分析发现,未同化的各生育时期 VTCI 和产量之间的共振周期与同化

后 VTCI 和产量之间的共振周期相同,进一步证明了利用交叉小波进行时间序列共振周期分析结果的可靠性。

2.2.2 生育时期同化 LAI 与产量

经过 EnKF 同化后的不同生育时期 LAI 与单产时间序列的交叉功率谱结果可知,在返青期,同化后的 LAI 与单产存在 14~18 a 和 24~30 a 的共振周期并主要表现为 LAI 超前于单产变化的正相关关系,且均通过了置信水平为 95% 的标准背景谱检验,说明在返青期作物的长势变化对于后期的长势有显著的影响。在拔节期,经过同化的 LAI 与单产存在 14~18 a 和 26~30 a 的共振周期,其中在 14~18 a 和 26~30 a 均表现为 LAI 超前于单产变化的正相关关系,且在 26~30 a 的共振更为显著。在抽穗-灌浆期和乳熟期,LAI 与单产存在 26~30 a 的共振周期,且表现为同步与单产变化的正相关关系。通过上述分析可知,在冬小麦生长的早期,长势主要对后期的长势影响较大,到生育后期长势对于单产的影响较大^[21,25]。

2.3 小波互相关分析

2.3.1 生育时期同化 VTCI 与产量

通过计算各生育时期同化 VTCI 和冬小麦单产之间的小波互相关系数可知,各生育时期同化 VTCI

与单产间的小波互相关系数随着时间尺度的变化而波动变化且存在负相关系数。依据 VTCI 值越小,旱情越严重,产量越低的客观规律,选择各生育时期 VTCI 与单产呈正相关对应的共振周期作为分析各生育时期 VTCI 对单产相对重要程度的特征时间尺度。因此,通过共振周期确定的特征时间尺度为:返青期 2~3 a,拔节期为 5~6 a 和 22~26 a,抽穗-灌浆期 14~16 a 和 22~26 a,乳熟期为 22~26 a。

分别计算各生育时期 VTCI 与单产之间的互相关系数在不同特征时间尺度下的加权期望得到小波互相关度并进行归一化,获得各生育时期 VTCI 权重(表 1)。由表 1 可知,经过交叉小波变换得到的各生育时期 VTCI 和同化 VTCI 与单产的相关性相对一致,即在拔节期,VTCI 与单产间的小波互相关度最大,其次为抽穗-灌浆期,返青期和乳熟期较小,表现在权重上,即为 VTCI 在拔节期和抽穗-灌浆期的权重大于在返青期和乳熟期的权重。原因可能为拔节期是冬小麦根、茎、叶生长的主要阶段;抽穗-灌浆期,冬小麦生长方式发生转变,影响最终粒质量,因此拔节期、抽穗-灌浆期对产量的影响相对较为重要。在乳熟期,冬小麦穗粒结构形成,对一定程度的水分亏缺表现出较强的耐受力。在返青期,冬小麦生长较为缓慢且干物质积累较小,因此返青期和乳熟期水分亏缺程度对产量的影响相对较小。综上可知,通过共振周期确定的各生育时期 VTCI 的权重是合理的,且与之前学者的研究结果相一致^[23]。同时通过比较同化前后各生育时期 VTCI 的权重变化情况,可以发现,经过同化后的 VTCI,相较于返青期和乳熟期,在与产量密切相关的拔节期和抽穗-灌浆期被赋予更高的权重,即权重由 0.277 和 0.268 变为 0.286 和 0.281,即同化有效地实现了对于关键生育时期 VTCI 的特征提取。

表 1 观测和同化的各生育时期 VTCI 和 LAI 权重

Tab.1 Observed and assimilated VTCI and LAI weights for each growth stage

参数	来源	返青期	拔节期	抽穗-灌浆期	乳熟期
VTCI	观测	0.194	0.277	0.268	0.261
	同化	0.184	0.286	0.281	0.249
LAI	观测	0.243	0.241	0.253	0.262
	同化	0.237	0.245	0.258	0.260

2.3.2 生育时期同化 LAI 与产量

通过计算各生育时期同化 LAI 与产量之间的小波互相关系数可以发现,各生育时期的 LAI 与单产间的小波互相关系数随着时间尺度的增加而出现阶段性的起伏变化,同时存在负相关的情况。依据在一定范围内,冬小麦 LAI 与单产呈正相关的先验知

识,选择各生育时期同化 LAI 与单产呈正相关对应的共振周期作为分析各生育时期 LAI 对单产的相对重要程度的特征时间尺度。因此,通过共振周期确定的特征时间尺度为:返青期 14~18 a 和 24~30 a,拔节期为 14~16 a 和 26~30 a,抽穗-灌浆期 26~30 a,乳熟期为 26~30 a。

基于以上确定的特征时间尺度,分别对不同特征时间尺度的小波互相关系数求解其加权期望值,得到小波互相关度并进行归一化,从而获得各生育时期 LAI 权重(表 1)。可以看出,同化前后,基于共振周期得出的权重均表现为 LAI 在抽穗-灌浆期和乳熟期权重大于其在返青期和拔节期的权重,说明在冬小麦的生长过程中 LAI 在抽穗-灌浆期、乳熟期对于单产的影响较大,而在返青期和拔节期,LAI 对于冬小麦单产的影响较小。原因可能为在抽穗-灌浆期和乳熟期,冬小麦主要进行生殖生长,主要决定了粒质量,因此,相较于其他阶段,在抽穗-灌浆期和乳熟期 LAI 与单产间的相关性更大,此结果与已有的研究结果相一致^[23]。且经过同化的 LAI 在与产量关系更加密切的后两个生育时期被赋予的权重和更大,即同化可以有效实现关键生育时期 LAI 的特征提取。

2.4 估产模型构建与应用

2.4.1 单产估测模型构建与精度分析

利用获取到的各生育时期 VTCI 和 LAI 的权重,分别计算加权 VTCI、LAI 和同化后的加权 VTCI 和 LAI,并分别构建单产估测模型,获得关中平原 2011—2020 年县域尺度的单产估测结果。利用遥感观测 VTCI 和 LAI 构建的双变量单产估测模型归一化均方根误差(Normalized root mean square error, NRMSE)为 13.29%, R^2 为 0.50,平均相对误差(Mean relative error, MRE)为 10.68%。经过 EnKF 同化后构建的加权双变量单产估测模型的 NRMSE 为 13.23%, R^2 为 0.50,MRE 为 10.58%。通过精度对比分析发现,经过同化后构建的估产模型相较于未同化构建的模型精度有略微提升。因此,为进一步比较同化前后构建的估产模型之间的差异,绘制了冬小麦估计产量和统计产量的概率分布图(图 6)。由图 6 可知,相较于利用观测数据构建模型的估测产量分布,利用同化数据构建的估产模型,估测产量与实际产量之间的概率分布更为接近,即分别在 2 800~3 300 kg/hm²、3 400~3 600 kg/hm²、4 000~4 500 kg/hm²以及 4 800~5 200 kg/hm²等区间,同化后的产量分布更为接近统计产量的分布曲线。因此同化后的双变量单产估测模型精度更高。

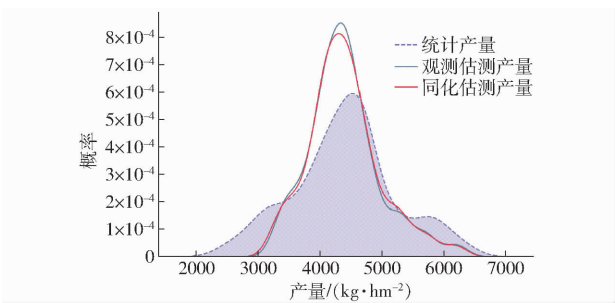


图 6 基于观测、同化变量估测的冬小麦产量以及统计产量的概率分布

Fig. 6 Probability distribution of estimated yield using observed and assimilated variables and statistical yield of winter wheat

2.4.2 区域单产估测

利用 EnKF 构建的同化双变量单产估测模型对 2016—2021 年关中平原冬小麦产量进行逐像素估测,结果如图 7 所示。由图 7 可知,产量在时间上具有总体逐年增加的变化趋势,在空间上具有西部产量最高,中部次之,东部最少的分布特征。值得注意

的是,在 2019 年产量明显低于其他年份,这是由于在 2018 年冬小麦播种期间,关中地区发生连续降水造成了农田积水,导致局部地区冬小麦难以下种,同时在 2019 年冬小麦生长季内降水分布不均且气温偏高,导致出现阶段性干旱,因此播种期推迟及早情的发生直接影响了 2019 年的冬小麦产量。以上关中平原的产量时空分布特征与实际情况相符。

3 讨论

利用 EnKF 数据同化方法,将作物生长模型与遥感相结合,通过建立样点尺度同化结果与遥感观测结果之间的线性关系,实现同化结果由样点尺度向区域尺度的扩展。在研究过程中发现,同化可以实现关键生育时期变量的特征提取,且相比于直接利用观测数据构建的估产模型,基于同化变量构建的估产模型精度有所提高。然而本研究在同化阶段,将同化结果由样点尺度扩展至区域尺度时,忽略了空间尺度转换过程中存在的非线性关系,导致同

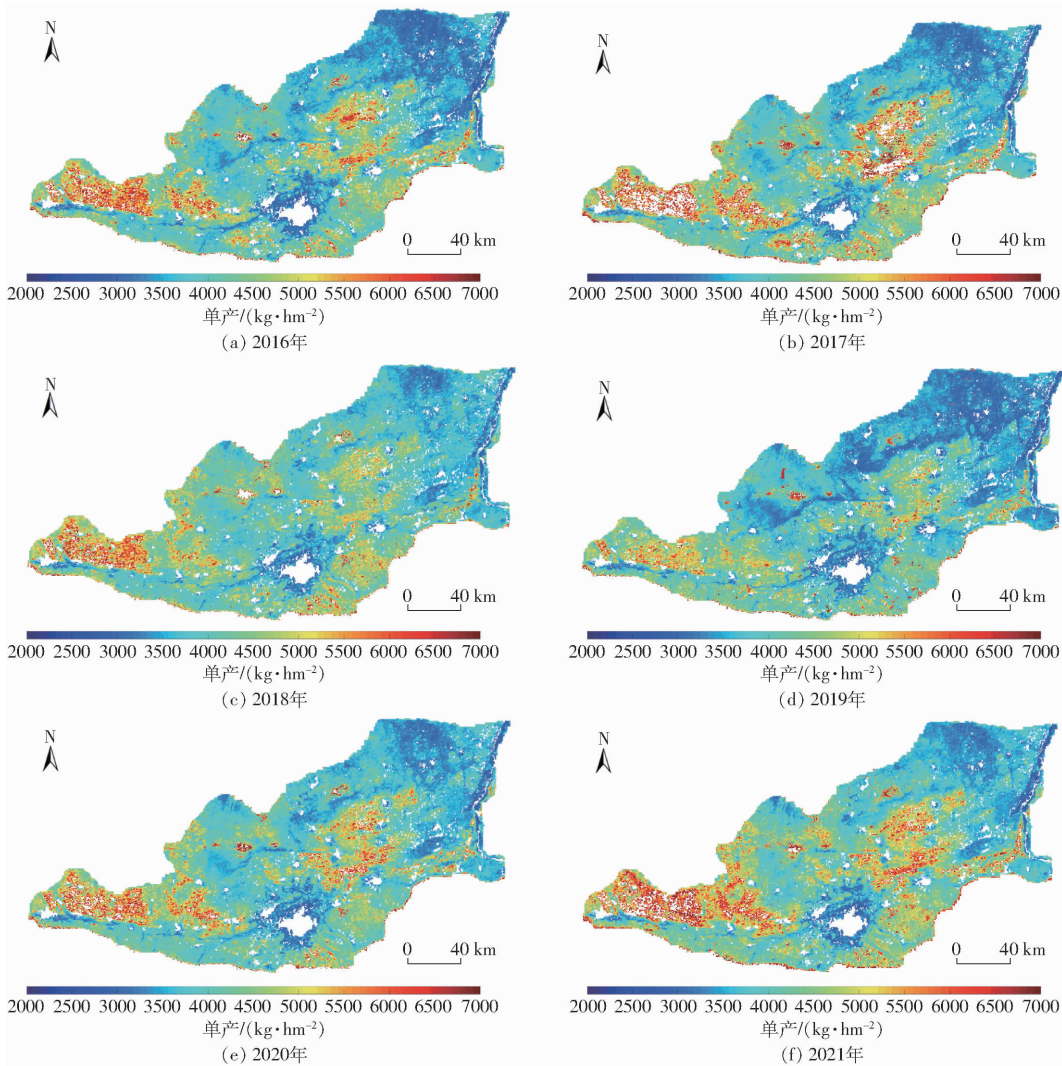


图 7 2016—2021 年关中平原冬小麦产量估测结果

Fig. 7 Estimated winter wheat yields in Guanzhong Plain from 2016 to 2021

化前后模型估产结果区分度较小。因此,在今后研究中,一方面可以借助支持向量机等机器学习方法提取特征间非线性关系,另一方面可以尝试使用高时空分辨率数据,减小由样点尺度向区域尺度转换过程中存在的误差,进而提高区域产量估测的精度。

通过同化与交叉小波变换相结合的方法,进一步分析了各生育时期同化 VTCI 和 LAI 与产量之间的变化关系。发现,在 4 个生育时期中,拔节期和抽穗-灌浆期的 VTCI 与产量之间,随着共振周期的不同,存在 VTCI 超前、滞后以及同步于单产变化的多种变化关系;对于 LAI,在抽穗-灌浆期和乳熟期, LAI 表现出同步于单产变化的关系。VTCI 与单产之间的共振周期的数量及复杂程度大于 LAI 与单产之间,原因可能是在冬小麦主要生育期 VTCI 变化趋势为复杂的波动型,而 LAI 变化趋势为相对简单的抛物型。相较于 XIE 等^[13]利用熵值法分阶段进行同化区域产量估测,本文利用交叉小波变换的方法,进一步具体分析了不同生育时期同化变量与产量之间存在的共振周期以及多时间尺度变化关系。相较于 TIAN 等^[25]直接利用神经网络进行产量估测,本文通过交叉小波变换和计算各生育时期同化变量与产量之间的小波互相关度,分别从定性和定量两个方面分析了同化变量与产量之间的变化关系,增加了估产过程的可解释性。然而本研究仅利用 VTCI 和 LAI 进行同化研究,因此,在接下来的研究中,可尝试采用多个变量进行同化研究,进而提高估产模型的精度。

4 结 论

(1) 利用 EnKF 数据同化方法将 CERES - Wheat 模型模拟的 0 ~ 20 cm 的土壤含水率和 LAI 与遥感观测的 VTCI 和 LAI 进行同化研究。在样点尺度,经过同化的 VTCI 和 LAI 能够综合表达模型模拟值和遥感观测值的变化趋势,其中,同化后的 VTCI 能够更加积极地响应旬降水量的变化,进一步证明了 VTCI 能够近实时反映作物受到水分胁迫的特性。在区域尺度,利用交叉小波变换分析经过同化后各生育时期 VTCI 和 LAI 与产量之间的变化情况,结果发现,无论是否进行同化,各生育时期 VTCI 和 LAI 与产量之间的共振周期存在一致性;通过计算特征时间尺度下各生育时期 VTCI 和 LAI 与单产之间的小波互相关度获得各生育时期 VTCI 和 LAI 的权重发现,对于 VTCI,在拔节期和抽穗-灌浆期的权重高于其他两个生育时期,对于 LAI,在后两个生育时期的权重高于前两个生育时期,同时经过同化后的 VTCI 和 LAI 能够在与产量密切相关的生育时期获得更高的权重,更有助于关键生育时期特征的提取。

(2) 基于获得的各生育时期的 VTCI 和 LAI 的权重,构建基于未同化和同化的加权 VTCI 和 LAI 双变量冬小麦单产估测模型。相较于未同化构建的估产模型,经过同化构建的估产模型精度略有提升,估测产量的分布与统计产量的分布更为一致,因此认为将同化与交叉小波变换相结合构建的双变量单产估测模型精度更高,可为今后进一步实现高精度的区域产量估测提供研究基础。

参 考 文 献

- [1] ZHANG Z, LI Z, CHEN Y, et al. Improving regional wheat yields estimations by multi-step-assimilating of a crop model with multi-source data[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2020, 290: 107993.
- [2] GUO C, TANG Y, LU J, et al. Predicting wheat productivity: integrating time series of vegetation indices into crop modeling via sequential assimilation[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2019, 272 - 273: 69 - 80.
- [3] 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.
- [4] 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)
- [5] MATHIEU P P, O'NEILL A. Data assimilation: from photon counts to earth system forecasts[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112: 1258 - 1267.
- [6] 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)
- [7] PAN H, CHEN Z, WIT A D, 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.

- [8] HE B, LI X, QUAN X, et al. Estimating the aboveground dry biomass of grass by assimilation of retrieved LAI into a crop growth model[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2015, 8(2): 550–561.
- [9] BINDLISH R, JACKSON T J, GASIEWSKI A J, et al. Soil moisture mapping and AMSR – E validation using the PSR in SMEX02[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2006, 103(2): 127–139.
- [10] NEARING G S, CROW W T, THORP K R, et al. Assimilating remote sensing observations of leaf area index and soil moisture for wheat yield estimates: an observing system simulation experiment[J]. *Water Resources Research*, 2012, 48: W05525.
- [11] 王鹏新, 孙辉涛, 王蕾, 等. 基于 4D – VAR 和条件植被温度指数的冬小麦单产估测[J]. *农业机械学报*, 2016, 47(3): 263–271.
WANG Pengxin, SUN Huitao, WANG Lei, et al. Winter wheat yield estimation based on 4D variational assimilation method and remotely sensed vegetation temperature condition index [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2016, 47(3): 263–271. (in Chinese)
- [12] SUN W, WANG P, ZHANG S, et al. Using the vegetation temperature condition index for time series drought occurrence monitoring in the Guanzhong Plain, PR China[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2008, 29(17–18): 5133–5144.
- [13] 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.
- [14] 王鹏新, 冯明悦, 梅树立, 等. 条件植被温度指数的多尺度特性分析与应用[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2018, 43(6): 915–921.
WANG Pengxin, FENG Mingyue, MEI Shuli, et al. Analysis and application of the multi-scale characteristics of vegetation temperature condition index[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, 43(6): 915–921. (in Chinese)
- [15] GRINSTED A, MOORE J C, JEVREJEVA S. Application of the cross wavelet transform and wavelet coherence to geophysical time series[J]. *Nonlinear Processes in Geophysics*, 2004, 11(5–6): 561–566.
- [16] 刘志方, 刘友存, 郝永红, 等. 黑河出山径流过程与气象要素多尺度交叉小波分析[J]. *干旱区地理*, 2014, 37(6): 1137–1146.
LIU Zhifang, LIU Youcun, HAO Yonghong, et al. Multi-time scale cross-wavelet transformation between runoff and climate factors in the upstream of Heihe River[J]. *Arid Land Geography*, 2014, 37(6): 1137–1146. (in Chinese)
- [17] LI R, CHEN N, ZHANG X, et al. Quantitative analysis of agricultural drought propagation process in the Yangtze River Basin by using cross wavelet analysis and spatial autocorrelation[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2020, 280: 107809.
- [18] 李艳, 王鹏新, 刘峻明, 等. 基于条件植被温度指数的冬小麦主要生育时期干旱监测效果评价——I. 因子权重排序法和熵值法组合赋权[J]. *干旱地区农业研究*, 2013, 31(6): 159–163.
LI Yan, WANG Pengxin, LIU Junming, et al. Application of temperature condition index to evaluate the drought monitoring effect in main growing period of winter wheat:— I. Factor weight sorting method and entropy method [J]. *Agricultural Research in the Arid Areas*, 2013, 31(6): 159–163. (in Chinese)
- [19] 王鹏新, 荀兰, 李俐, 等. 基于时间序列叶面积指数傅里叶变换的作物种植区域提取[J]. *农业工程学报*, 2017, 33(21): 207–215.
WANG Pengxin, XUN Lan, LI Li, et al. Extraction of planting areas of main crops based on Fourier transformed characteristics of time series leaf area index products[J]. *Transactions of the CSAE*, 2017, 33(21): 207–215. (in Chinese)
- [20] JONES J W, HOOGENBOOM G, PORTER C H, et al. The DSSAT cropping system model [J]. *European Journal of Agronomy*, 2003, 18(3–4): 235–265.
- [21] XIE Y, WANG P, SUN H, et al. Assimilation of leaf area index and surface soil moisture with the CERES – Wheat model for winter wheat yield estimation using a particle filter algorithm [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2017, 10(4): 1303–1316.
- [22] ABEBE G, TADESSE T, GESSESSE B. Assimilation of leaf area index from multisource earth observation data into the WOFOST model for sugarcane yield estimation[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2022, 43: 698–720.
- [23] 张悦, 王鹏新, 张树誉, 等. 基于双参数和 Morlet 多时间尺度特性的冬小麦单产估测[J]. *农业机械学报*, 2021, 52(10): 243–254.
ZHANG Yue, WANG Pengxin, ZHANG Shuyu, et al. Yield estimation of winter wheat based on two parameters and Morlet multi-scale characteristics[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021, 52(10): 243–254. (in Chinese)
- [24] HOUTEKAMER P L, MITCHELL H L. Data assimilation using an ensemble Kalman filter technique[J]. *Monthly Weather Review*, 1998, 126(3): 796–811.
- [25] TIAN H, WANG P, TANSEY K, et al. An IPSO – BP neural network for estimating wheat yield using two remotely sensed variables in the Guanzhong Plain, PR China[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, 169: 105180.