

# 基于MODIS与WOFOST模型同化的区域冬小麦成熟期预测

黄健熙<sup>1,2</sup> 高欣然<sup>1</sup> 黄海<sup>1</sup> 马鸿元<sup>1</sup> 苏伟<sup>1,2</sup> 朱德海<sup>1,2</sup>

(1. 中国农业大学土地科学与技术学院, 北京 100083;

2. 农业农村部农业灾害遥感重点实验室, 北京 100083)

**摘要:** 针对遥感技术只能获取作物的表征信息、对作物内在机理过程变化描述较为困难的问题,引入作物生长模型与遥感数据同化进行作物成熟期预测研究。以叶面积指数(LAI)作为耦合变量,以MODIS LAI(MCD15A3H产品)作为遥感数据源,结合2017—2018年实时气象数据以及气象预报数据,以2018年5月1日为预报时间节点,构建LAI归一化代价函数,采用复合形混合演化算法(Shuffled complex evolution—University of Arizona, SCE—UA)最小化代价函数,优化WOFOST作物模型的输入参数,用优化后的参数重新驱动WOFOST模型逐像元模拟冬小麦生长过程,得到研究区冬小麦成熟期的预测结果,并使用研究区内农业气象站点的观测数据进行验证。结果表明,冬小麦预测开花期、成熟期的均方根误差(RMSE)分别为2.10、2.48 d,预测精度较高。该方法能够为农作物的大区域成熟期预测提供重要理论基础。

**关键词:** 冬小麦; WOFOST模型; 数据同化; 成熟期预测; 叶面积指数

中图分类号: S127 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2019)09-0186-08

## Regional Winter Wheat Maturity Date Prediction Based on MODIS and WOFOST Model Data Assimilation

HUANG Jianxi<sup>1,2</sup> GAO Xinran<sup>1</sup> HUANG Hai<sup>1</sup> MA Hongyuan<sup>1</sup> SU Wei<sup>1,2</sup> ZHU Dehai<sup>1,2</sup>

(1. College of Land Science and Technology, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. Key Laboratory of Remote Sensing for Agri-Hazards, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Beijing 100083, China)

**Abstract:** Crop harvest time has an important impact on crop yield and quality. The development and wide application of remote sensing technology provides an effective method for large-area and real-time monitoring of crop growth. However, remote sensing cannot capture changes in its intrinsic mechanism characteristics. Therefore, a framework that assimilated leaf area index (LAI) derived from remote sensing data into crop growth mode was presented to predict the maturity of crops. LAI was used as the coupling variable, moderate resolution imaging spectroradiometer (MODIS) LAI was used as the remote sensing data source, meteorological data and meteorological forecast data of 2017—2018 were used as weather input of world food studies (WOFOST) crop growth model, May 1st as the predicting date. By means of shuffled complex evolution method developed by the University of Arizona (SCE—UA) algorithm, it was simulated in each pixel in the study area and retrieved the optimal parameters set of this pixel. Then the WOFOST was run by the optimal parameter set to simulate the growth and development of winter wheat and retrieve the maturity prediction. Verified by the observation data of the agrometeorological sites in the study area, it was demonstrated that the method had substantial accuracy in predicting regional anthesis and maturity date with the root mean square error (RMSE) as 2.10 d and 2.48 d. The method provided a reference for the maturity prediction of other crops at a regional scale.

**Key words:** winter wheat; WOFOST model; data assimilation; maturity date prediction; leaf area index

## 0 引言

作物收获期对作物产量与品质影响显著,收获

过早或过晚都不利于作物的丰产增收<sup>[1]</sup>。对于冬小麦而言,其主产区多采用冬小麦-夏玉米轮作的种植制度,收获过晚将直接影响夏玉米的及时耕种。

收稿日期: 2019-01-26 修回日期: 2019-02-27

基金项目: 国家自然科学基金项目(41671418, 41471342, 41371326)

作者简介: 黄健熙(1976—),男,教授,博士生导师,主要从事农业定量遥感研究, E-mail: jxhuang@cau.edu.cn

此外,随着农村土地制度改革不断推进,传统的以家庭为单位的小农经济正向大规模的机械化农业转型<sup>[2]</sup>,优化收割次序、提前调度农机,以实现作物的准时收获是机械化农业发展带来的新问题,因此,在实际生产中迫切需要对作物成熟期进行大区域精准预报。

在农学意义上来说,成熟期是指作物的营养贮藏器官成长到可收获的阶段。影响成熟期变化的因素较为多样,形成了不同的研究方法。文献[3-4]着重分析气象因素(如温度、光周期、降水等)与作物成熟期的相关性,通过在单点尺度上建立气象因子与成熟期的统计模型估测实验年份的成熟期。段金省<sup>[5]</sup>利用多年的气象数据和某年份作物的成熟期数据建立查找表,认为气候条件越相近的年份生长的作物成熟期也越接近,并以此为理论基础估测成熟期。基于气象因子的估测方法易于操作,在使用气象预报数据或区域气候模型<sup>[6]</sup>的情况下能够较快进行成熟期的预报,但是该类统计方法难以在实验区域外推广,且无法应对年际间种植品种和田间管理措施等因素的变化。

另一类方法是通过分析生育期内作物生化参量的变化特征提取成熟期,这类方法多以遥感数据作为数据源,主要分为两种技术路线:①分析生育期内植被指数的时间序列曲线,计算指数时序曲线的曲率、波峰等特征,提取成熟期<sup>[7-8]</sup>,主要方法有:阈值法<sup>[9]</sup>、Logistic 曲线拟合法<sup>[10]</sup>和滑动平均法<sup>[11]</sup>等。②监测生育期内作物水分<sup>[12]</sup>、叶绿素<sup>[13]</sup>、氮素<sup>[14]</sup>、干物质<sup>[15]</sup>等指标的变化,使用回归分析等统计学方法建立成熟期估测模型,进而实时监测作物是否达到成熟所需指标。基于遥感数据监测作物生化参量提取成熟期的方法能够在区域上提取作物的成熟期,但是无法进行预报。此外,由于云、雨天气的影响,作物生育期内不可避免地会遇到遥感数据缺失或数据质量较差的问题,将给时间序列曲线和生化指标监测带来误差,影响成熟期提取精度,而且这类方法基于回归分析构建模型,对于品种调整和气候变化缺乏适应性,难以在实验区域外推广应用。

作物成熟期受到气候条件、作物品种特性和耕种时间的共同影响<sup>[16]</sup>,现有研究方法大多基于历史数据对成熟期建模,不能很好地反映当年作物品种及耕种时间的变化。如果根据当年作物实际生长发育情况动态调整模型中与作物品种相关的参数,将能极大提高模型的适应性。因此,引入作物生长模型,并将遥感数据作为观测数据,构建代价函数优化作物模型参数,不仅可以利用遥感数据大范围、实时性强的优点,而且又能以气象预报数据驱动机理过

程模型,实现区域尺度的成熟期预测。

本文以 LAI 作为遥感数据与作物生长模型的耦合变量,以 MODIS LAI 作为遥感数据源,结合 2017—2018 年实时气象数据以及气象预报数据,以 2018 年 5 月 1 日为预报时间节点,利用 SCE-UA 算法优化 WOFOST 模型参数,采用优化后的 WOFOST 模型逐像元模拟冬小麦生长动态,以期得到研究区冬小麦成熟期的预测结果。

## 1 研究区与数据

### 1.1 研究区概况

选择河南省冬小麦种植区作为研究区,其覆盖范围为 31.38°~36.37°N, 110.35°~116.64°E,总面积约  $5.425 \times 10^6 \text{ km}^2$  (中国国家统计局,2015 年),地处黄淮海平原,属暖温带季风气候区,年平均降水量约 650 mm,年平均日照时数约 2 300 h,四季分明,雨热同期,光照充足。冬小麦是该地区种植的主要粮食作物之一,通常在 10—11 月播种,2—3 月返青,5—6 月成熟。由于气象条件、播种时间和种植品种的差异,研究区内冬小麦的成熟期在空间上和年际间也存在一定差异,适用于进行冬小麦成熟期的预测与验证。本文所用冬小麦种植区通过随机森林方法提取得到<sup>[17]</sup>,空间分辨率为 500 m,在研究区内包含 35 个国家级农业气象观测站(图 1)。

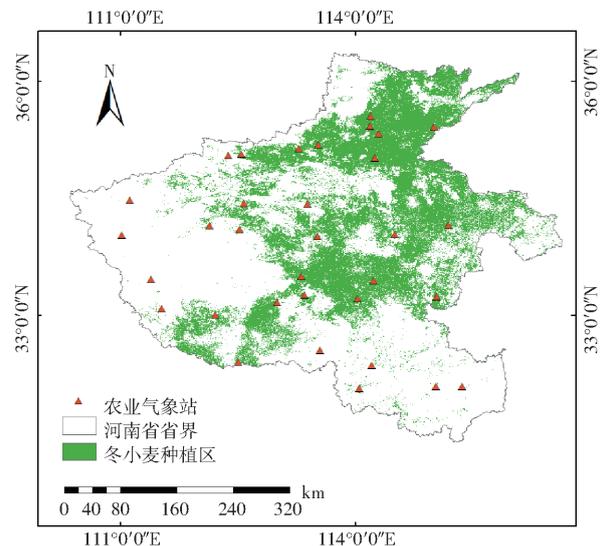


图 1 研究区与农业气象站点分布

Fig. 1 Map of study area and agrometeorological sites

### 1.2 研究数据

#### 1.2.1 遥感数据

遥感数据来自 2017—2018 年 MODIS LAI 产品 MCD15A3H (<https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/>),其时间分辨率为 4 d,空间分辨率为 500 m,通过使用 ArcGIS 工具对影像进行投影转换、镶嵌和裁剪等处理,输出覆盖整个研究区的 MODIS LAI 数

据。

### 1.2.2 气象数据

气象数据来自 2017—2018 年欧洲中期天气预报中心提供的气象要素数据集以及集合预报格点数据集 TIGGE (<https://apps.ecmwf.int/datasets/data/tigge/levtype=sfc/type=cf/>), 包括近地面气温、近地面气压、露点温度、近地面全风速、太阳辐射、降水量等要素, 其时间分辨率为 6 h, 空间分辨率为 0.25°, 其中预报数据的时限为 16 d。对原始气象数据进行预处理得到时间分辨率为 1 d, 空间分辨率为 500 m 的数据, 包括: 日最高温、日最低温、日照辐射量、水汽压、平均风速与降水量 6 个要素, 目前在多个领域得到广泛应用<sup>[18-20]</sup>。超出预报数据时限的气象数据参照本课题组之前的研究方法<sup>[21]</sup>, 用历史气象数据代替。

### 1.2.3 作物与土壤数据

作物和土壤数据分别来自农业气象站记录的《作物生育状况观测记录年报表》和《土壤水分观测记录年报表》, 作物数据具体包括站点的区站号、台站名称、作物名称、品种名称、品种类型、作物关键生育期、台站经纬度、台站海拔、株高、密度、田间管理措施等; 土壤数据具体包括土壤质量含水率、土壤相对湿度、土壤容重、田间持水量、凋萎湿度等。部分站点还包括关键生育期叶面积、植株干质量等数据。

## 2 研究方法

### 2.1 WOFOST 模型的本地化

WOFOST 模型是由瓦赫宁根大学和瓦赫宁根研究中心共同开发的一种机理性作物生长模型, 能够模拟生育期内作物对气象和其他环境因子的反应, 实现不同类型作物发育阶段的量化、生物量和作物产量的模拟<sup>[22]</sup>, 目前已经广泛应用于指导农业生产和模拟作物长势等多个方面<sup>[23-26]</sup>。为了使模型能够准确地模拟研究区内冬小麦的生长发育过程, 首先需要对模型参数进行标定, 实现 WOFOST 模型的本地化, 使用郑州农业气象试验站的历史观测数据或查阅文献<sup>[27-28]</sup>来确定模型的参数取值, 部分参数校准值见表 1。

### 2.2 MODIS LAI 数据预处理

本文将研究区的 MODIS LAI 数据按照时间顺序叠加, 在各像元上生成对应的 LAI 时间序列曲线, 使用 Savitzky - Golay (S - G) 滤波方法剔除 MODIS LAI 数据中由云、水汽、气溶胶等带来的噪声。由于 500 m 分辨率影像受到混合像元因素的影响, 且 MODIS LAI 数据的尺度低于 WOFOST 模型模拟 LAI 的尺度, 为了减小系统误差给同化造成的影响, 采用

表 1 WOFOST 模型中主要参数校准值

Tab.1 Calibrated values of main parameters in WOFOST

参数	校准值
出苗期至开花期有效积温 TSUM1/(°C·d <sup>-1</sup> )	1 176.0
开花期至成熟期有效积温 TSUM2/(°C·d <sup>-1</sup> )	694.0
叶龄下限温度 TBASE/°C	0
出苗日期 IDEM/DOY	290
初始生物量 TDWI/(kg·hm <sup>-2</sup> )	210
叶片在 35°C 时的生命期 SPAN/d	27
叶面积指数最大增长速率 RGR <sub>LAI</sub> /(hm <sup>2</sup> ·hm <sup>-2</sup> ·d <sup>-1</sup> )	0.008 17
叶生长同化物转化效率 CVL/(kg·kg <sup>-1</sup> )	0.740
贮存器官生长同化物转化效率 CVO/(kg·kg <sup>-1</sup> )	0.791
根同化物转化效率 CVR/(kg·kg <sup>-1</sup> )	0.694
茎同化物转化效率 CVS/(kg·kg <sup>-1</sup> )	0.740
DVS 为 0 比叶面积 SLATB000/(hm <sup>2</sup> ·kg <sup>-1</sup> )	0.002 24
DVS 为 0.5 比叶面积 SLATB050/(hm <sup>2</sup> ·kg <sup>-1</sup> )	0.002 10
DVS 为 2.0 比叶面积 SLATB200/(hm <sup>2</sup> ·kg <sup>-1</sup> )	0.001 95
DVS 为 0 叶分配系数 FLTB000/(kg·kg <sup>-1</sup> )	0.75
DVS 为 0.25 叶分配系数 FLTB025/(kg·kg <sup>-1</sup> )	0.62
DVS 为 0.70 叶分配系数 FLTB070/(kg·kg <sup>-1</sup> )	0.35
DVS 为 1.0 叶分配系数 FLTB100/(kg·kg <sup>-1</sup> )	0
DVS 为 2.0 叶分配系数 FLTB200/(kg·kg <sup>-1</sup> )	0

注: 表中 DVS 表示作物的发育阶段。

归一化的方法处理 LAI 数据, 即把 MODIS LAI 和模型模拟 LAI 均映射到 0 ~ 1 内, 在保留 MODIS LAI 趋势信息的情况下使两种 LAI 数据源尺度相同, 公式为

$$LAI_n = (LAI_o - LAI_{min}) / (LAI_{max} - LAI_{min}) \quad (1)$$

式中  $LAI_o$ 、 $LAI_n$ ——归一化前、后叶面积指数

$LAI_{max}$ 、 $LAI_{min}$ ——该时间序列上叶面积指数的最大值和最小值

### 2.3 待优化参数的选择

由文献<sup>[29-31]</sup>可得, 对作物成熟期影响较大的作物参数有 IDEM(出苗日期)、TBASEM(出苗下限温度)、TSUMEM(从播种到出苗期有效积温)、TSUM1(出苗期至开花期有效积温)、TSUM2(开花期至成熟期有效积温)等。由于 TBASEM 和 TSUMEM 均反映作物从播种期到出苗期的特性, 而本文选择 LAI 作为耦合变量, 且遥感 LAI 数据只能反映作物出苗之后的生长状况, 因此无法有效地优化播种期相关参数。分析历史数据发现, 在研究区 TSUM1、TSUM2、IDEM 3 个参数没有表现出明显的空间规律, 且年际间变化较大, 因此将三者设为待优化参数, 根据文献<sup>[28-29]</sup>及历史实测数据规定其初始值与上下限如表 2 所示。

### 2.4 SCE - UA 算法与代价函数构建

优化算法采用复合形混合演化算法 (Shuffled complex evolution - University of Arizona, SCE - UA)。该算法是 DUAN 等<sup>[32-33]</sup>在 1993 年提出的引入了复杂形分割、混合思想的全局优化算法, 在样本

表2 待优化参数初始值及取值范围

Tab.2 Initial value and range of parameters for optimization

参数	初始值	上限	下限
出苗期至开花期有效积温 TSUM1/( $^{\circ}\text{C}\cdot\text{d}^{-1}$ )	1 100	1 600	800
开花期至成熟期有效积温 TSUM2/( $^{\circ}\text{C}\cdot\text{d}^{-1}$ )	700	850	550
出苗日期 IDEM/DOY	290	275	325

空间的搜索效率、计算速率和全局搜索最优的能力上表现突出且对待优化参数初始值不敏感<sup>[34]</sup>,为遥感与作物生长模型同化的实际应用提供了可行的方法。

由于之前的研究发现,与顺序同化算法相比,SCE-UA 算法更易受到观测数据误差的影响,当观测 LAI 偏低时同化后的 LAI 偏低较严重<sup>[35]</sup>,因此在构建代价函数时,先将遥感观测 LAI 和 WOFOST 模拟 LAI 归一化,得到代价函数

$$J = \sum_{t=1}^n \left( \frac{LAI_{obs}^t - LAI_{obs}^{min}}{LAI_{obs}^{max} - LAI_{obs}^{min}} - \frac{LAI_{sim}^t - LAI_{sim}^{min}}{LAI_{sim}^{max} - LAI_{sim}^{min}} \right)^2 \quad (2)$$

式中  $LAI_{obs}^{min}$ 、 $LAI_{sim}^{min}$ ——遥感观测叶面积指数和模型模拟叶面积指数最小值  
 $LAI_{obs}^{max}$ 、 $LAI_{sim}^{max}$ ——遥感观测叶面积指数和模型模拟叶面积指数的峰值

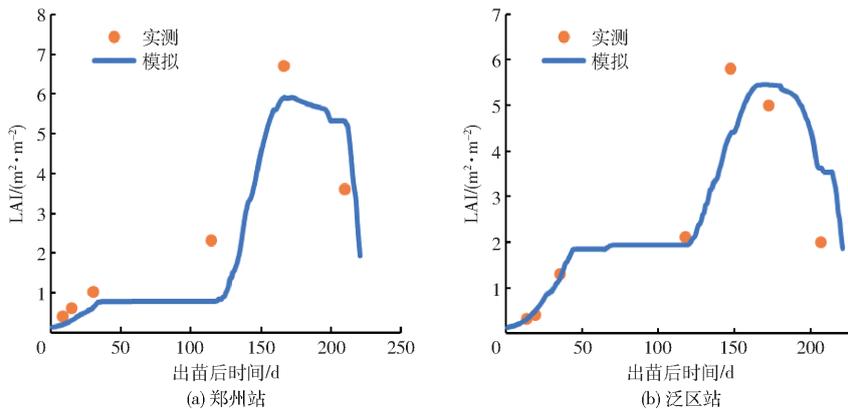


图2 WOFOST 模型模拟冬小麦 LAI 时间序列与实测 LAI 的对比

Fig.2 Comparisons of WOFOST simulated time series LAI and field-measured LAI

冬小麦 LAI 在出苗期至越冬前增长较缓慢,越冬期停止增长,返青期开始增长迅速,在开花期前达到最大值,开花期至成熟期逐渐降低,成熟期之后迅速降低。从图 2 可以看出,标定后的 WOFOST 模型模拟的郑州站和泛区站的 LAI 时间序列曲线的趋势特征与实测值基本符合,经计算,模拟 LAI 和实测 LAI 间的 RMSE 为  $0.92 \text{ m}^2/\text{m}^2$ ,说明模拟值与实测值具有良好的一致性,WOFOST 模型模拟的冬小麦 LAI 精度较高。此外,部分点的模拟产生了一些偏差,可能的原因有:①年际间冬小麦生育期的变化导致 WOFOST 模型用 2018 年的作物参数无法模拟出较为准确的开花期和成熟期,影响了 LAI 的模拟精度。②模型标定是以郑州站的观测数据为准,因此

$LAI_{obs}^t$ 、 $LAI_{sim}^t$ ——第  $t$  天的遥感观测叶面积指数和 WOFOST 模型模拟叶面积指数

代价函数  $J$  为时间序列遥感观测 LAI 与模型模拟 LAI 的误差平方和。SCE-UA 算法通过全局搜索,当满足邻近 5 个代价函数值均达到设定阈值或者迭代次数达到设定次数时停止运算并得到最优参数集,将所得最优参数集连同其他参数输入 WOFOST 模型,实现模型模拟冬小麦生长发育过程和成熟期的预测。

### 3 结果与分析

#### 3.1 WOFOST 模型的标定

在本研究中,本地化的 WOFOST 模型是准确预测冬小麦成熟期的必要条件。耦合变量 LAI 是表征植被冠层结构的基本参数,在 WOFOST 模型中是直接影响作物的光合、呼吸等重要过程的状态变量<sup>[36]</sup>。因此,采用 2016 年郑州和泛区农业气象站全生育期实测 LAI 数据对标定后的 WOFOST 模型模拟结果进行验证。图 2 是 WOFOST 模型模拟冬小麦 LAI 时间序列与实测 LAI 对比。

不一定适用于其他地区冬小麦的模拟。

#### 3.2 单点同化结果分析

开花期和成熟期分别是冬小麦营养生长和生殖生长阶段的结束日期,是评价模型模拟发育期合理的关键指标。因此本文使用研究区内农业气象站的开花期和成熟期观测日期共同检验实验结果的精度,图 3 为 2018 年滑县站同化前后模型模拟 LAI 和 MODIS LAI 的时间序列曲线。

从图 3 可以看出,滑县站同化后 WOFOST 模型模拟的出苗期、开花期与成熟期略晚于同化前。从 LAI 时序曲线的趋势分析,同化后 LAI 曲线的变化趋势更接近于 MODIS LAI,表明 WOFOST 模型优化 TSUM1 等参数能够使其输出的 LAI 曲线趋势更接

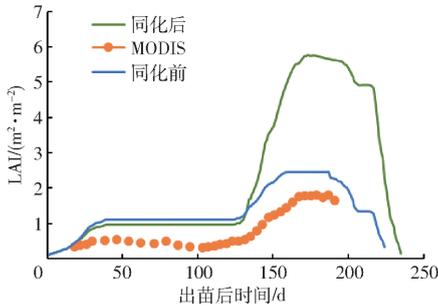


图3 滑县站同化前后模型输出 LAI 和 MODIS LAI 的时间序列曲线

Fig. 3 Changing curves of WOFOST simulated LAI, assimilated LAI and MODIS LAI in Huaxian station

近遥感数据,而且并没有受到遥感数据尺度较低的影响。相对应地,同化后 LAI 明显高于同化前 LAI 和 MODIS LAI。通过分析滑县气象数据和模型的逐日模拟结果,发现原因是同化前模型模拟的开花期在 DOY110 附近,由前文可知,冬小麦的快速生长期发生在返青期至开花期之间,同化前返青期至开花期气温较低,光照不足,不利于冬小麦的快速生长;而同化后模拟的开花期较晚,为 DOY122,该阶段气温回升,使同化后的冬小麦在返青期至开花期间长势优于同化前。由此看出,准确地模拟开花期不仅是成熟期模拟的基础,更对 WOFOST 模型生物量、产量等多方面的模拟精度有很大的影响。

在表 3 中,同化前开花期、成熟期取值范围分别为 DOY97 ~ 108、DOY135 ~ 152,同化后两者取值范围变为 DOY108 ~ 120、DOY141 ~ 156。可以看出,多数点同化前的开花期和成熟期均早于同化后,且同化后开花期、成熟期的时间变异性大于同化前。对比各站点同化前后参数值,发现部分开花、成熟较晚的站点同化前开花期、成熟期均提前,说明标定的作物参数并不符合这些站点的实际情况,导致样本内部差异较小。同化前开花期、成熟期误差较大也是因为标定 WOFOST 模型时研究区内的 TSUM1、TSUM2 等作物参数是基于历史数据计算取值,没有

考虑到年际间品种与播种时间等因素的变化,同化后误差明显减小,说明同化 MODIS LAI 和 WOFOST 模型的方法可以提高研究区冬小麦开花期、成熟期的预测精度。

表 3 部分站点同化前后开花期、成熟期日期对比

Tab. 3 Comparison of simulated and assimilated

站点名	开花期		成熟期	
	DOY		DOY	
	同化前	同化后	同化前	同化后
滑县	101	119	143	153
鹤壁	108	117	145	155
沁阳	99	108	152	156
修武	105	120	138	154
封丘	108	116	141	154
新乡	103	113	135	151
南阳	105	111	142	141
唐河	99	110	141	144
襄城	100	110	139	147
许昌	97	108	139	145
泛区	106	114	140	149
沈丘	102	111	136	148

开花期、成熟期的预测值与实测值的回归分析见图 4。从图 4 可以看出,同化后的开花期、成熟期与对应观测日期基本符合,所成散点的趋势线斜率均在 1 左右,说明同化后的开花期、成熟期与观测日期具有良好的一致性,且 RMSE 分别为 2.10 d 和 2.48 d,预测精度较高。误差的主要来源有:①遥感数据空间分辨率较低,同化混合像元可能导致开花期模拟出现误差,随着模型的运行误差逐渐累积,进而影响成熟期的预测精度。②由于研究区内冬小麦品种和田间管理等方面存在差异,而大量参数在空间上的分布无法获得,只能采用标定值,因此模型运行时其他参数取值相同也会带来一定的误差;使用 SCE-UA 算法最小化代价函数的过程中,可能很难准确地找到最接近实际情况的全局最优参数集,因

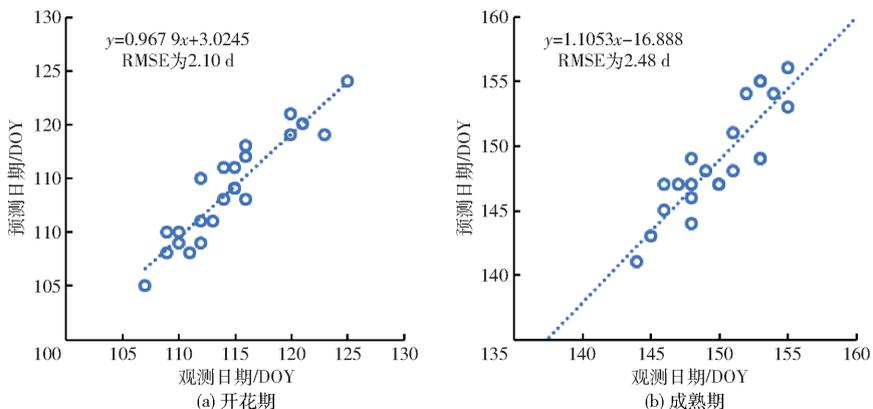


图 4 开花期、成熟期的预测值与实测值的回归分析

Fig. 4 Regression analysis diagrams of predicted and measured anthesis and maturity date

此优化后的参数集也可能存在一定误差。

### 3.3 开花期与成熟期空间分布

图5、6分别为同化前后开花期、成熟期的空间分布图。从图5可见,由于只受气象输入数据的影响,同化前开花期模拟值呈较为明显的区块状分布,相邻的像元开花期时间十分接近。西北部和东部地区由于冬小麦播种时间较早且气候适宜,因此开花期最早,南部、中部次之,而河南省西部海拔较高,北部纬度较高,因此气温相对较低,开花期最晚。同化后的开花期总体趋势为从西南部向东北部逐渐推后,西部高海拔地区仍然最晚。同化前后开花期的空间分布变化主要表现在:①同化后研究区西南部开花期整体提前、研究区西北部和东部略有延后,原因是实际的 IDEM、TSUM1 数值与标定值相比发生了较大变化,导致同化后相应区域开花期普遍延后或提前。②同化后的开花期表现出了更详细的空间变异性,在表现出开花期整体趋势的前提下,可以看出相邻冬小麦像元的开花期存在一定差异,说明用 MODIS LAI 优化 WOFOST 模型的参数后可以在一定程度上表现出较细空间尺度上种植品种等方面的差异。

对比图5a和图6a可以看出,研究区中部、东部

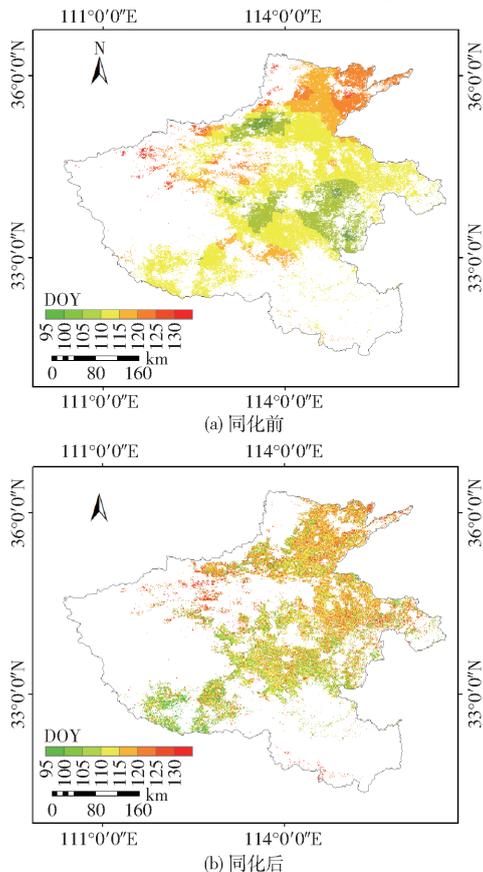


图5 研究区同化前后开花期空间分布对比  
Fig.5 Comparison of anthesis date distribution before and after assimilation in study area

和西南部地区成熟期相对提前(位于研究区内的先后顺序),说明这些地区当年度夏季气温较高,光照充足,因此生育期提早结束。从图6可以看出,同化后成熟期的空间分布除了增加空间细节之外,还可以看出,中北部地区成熟期大幅延后,研究区内成熟期整体趋势为从西南部向东北部逐渐延迟,主要原因是优化后的 TSUM2(开花期至成熟期有效积温)大于标定值,更符合该地区的实际情况,提高了模型的预测精度。

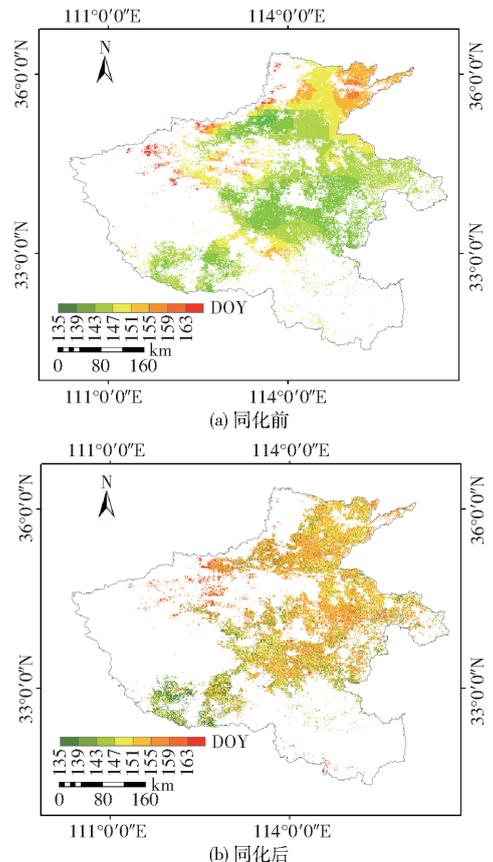


图6 研究区同化前后成熟期空间分布对比  
Fig.6 Comparison of maturity date distribution before and after assimilation in study area

## 4 讨论

通过数据同化框架耦合遥感数据和作物生长模型,并结合气象预报数据实现区域尺度作物成熟期的预报,虽然总体精度较高,但仍存在一定的误差,误差产生的原因有:①预报延伸期气象驱动数据存在误差,由于5月16日(DOY136)后的气象数据是使用历史相似年份的同期气象数据替代的,因此与实际气象数据有一定偏差,以后可以尝试天气发生器<sup>[37-38]</sup>、区域气候模型<sup>[6]</sup>等多种中长期气象预报方法。②本方法仅优化了 WOFOST 模型的3个输入参数,其他参数取值在研究区内相同,在一定程度上也限制了模型的预测精度,可以考虑增加对 LAI

敏感性较高,在生育期不同阶段波动较大的参数作为待优化参数,如 AMAXTB(叶片最大 CO<sub>2</sub> 同化速率)、SLATB(比叶面积)等。

冬小麦开花期的模拟精度会直接影响其成熟期、LAI 模拟的精度,误差过大时甚至会影响 LAI 模拟的尺度,因此通过数据同化方法优化 WOFOST 模型参数进而提高开花期模拟精度对于成熟期预测具有重要意义。而本文使用的 MODIS LAI 数据存在混合像元效应且容易受到云的影响,使用滤波的方法平滑 MODIS LAI 也会导致一定的误差,因此为进一步提高成熟期预测精度,可以考虑增加高分辨率遥感数据或非光学遥感数据(如 SAR 数据)进行多遥感数据同化。此外,可以考虑将量化开花期模拟的不确定性量化,在开花期模拟集合的基础上进行同化,也可以加入作物参数扰动、多来源气象预报数据分别构建预报集合<sup>[39-40]</sup>,这些集合更有助于表征整个系统的不确定性,进而为决策者提供多维度的

信息。

## 5 结论

(1) 与观测数据相比,同化后 WOFOST 模型模拟的开花期 RMSE 为 2.10 d,预测的成熟期 RMSE 为 2.48 d,预测精度较高,说明基于 MODIS LAI 和 WOFOST 模型同化的方法在大区域作物成熟期预测方面可行。

(2) 基于归一化思想构建 LAI 代价函数,能够优化 WOFOST 模型的 IDEM、TSUM1、TSUM2 参数,优化后的 LAI 时间序列曲线尺度不受 MODIS LAI 数据尺度较低的影响。

(3) 冬小麦开花期的模拟误差会传递到成熟期的模拟中,因此开花期的准确模拟对于成熟期的精准预测具有重要意义,为了提高预测精度,使用高分辨率遥感数据进行同化或使用 SAR 数据等进行多目标数据同化是可能的解决途径。

## 参 考 文 献

- [1] ANITA I. Influence of harvest date on nitrate contents of three potato varieties for off-season production[J]. Journal of Food Composition & Analysis, 2009, 22(6):551-555.
- [2] 蒙继华, 吴炳方. 基于卫星遥感预测作物成熟期的可行性分析[J]. 遥感技术与应用, 2013, 28(2):165-173.  
MENG Jihua, WU Bingfang. The feasibility analysis on satellite data based crop mature data prediction[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2013, 28(2):165-173. (in Chinese)
- [3] SETIYONO T D, WEISS A, SPECHT J, et al. Understanding and modeling the effect of temperature and daylength on soybean phenology under high-yield conditions[J]. Field Crops Research, 2007, 100(2-3):257-271.
- [4] PERRY K B, BLANKENSHIP S M, UNRATH C R. Predicting harvest date of 'delicious' and 'golden delicious' apples using heat unit accumulations. [J]. Agricultural & Forest Meteorology, 1987, 39(1):81-88.
- [5] 段金省. 气候变暖对陇东塬区冬小麦成熟期的影响与适宜收获期预报[J]. 干旱地区农业研究, 2007, 25(1):158-161.  
DUAN Jinsheng. Effect of climate warming on mature date of winter wheat and forecast of harvest in Eastern Gansu Province [J]. Agricultural Research in the Arid Areas, 2007, 25(1):158-161. (in Chinese)
- [6] MARLETO V, ZINONI F, CRISCUOLO L, et al. Evaluation of downscaled DEMETER multi-model ensemble seasonal hindcasts in a northern Italy location by means of a model of wheat growth and soil water balance [J]. Tellus, Series A (Dynamic Meteorology and Oceanography), 2005, 57(3):488-497.
- [7] SAKAMOTO T, YOKOZAWA M, TORITANI H, et al. A crop phenology detection method using time-series MODIS data[J]. Remote Sensing of Environment, 2005, 96(3):366-374.
- [8] 宫绍健, 刘利民, 陈杰, 等. 基于 MODIS NDVI 数据的辽宁省春玉米物候期提取研究[J]. 沈阳农业大学学报, 2018, 49(3):257-265.  
GONG Zhaojian, LIU Limin, CHEN Jie, et al. Phenophase extraction of spring maize in Liaoning Province based on MODIS NDVI data[J]. Journal of Shenyang Agricultural University, 2018, 49(3):257-265. (in Chinese)
- [9] DALL'OLMO G, KARNIELI A. Monitoring phenological cycles of desert ecosystems using NDVI and LST data derived from NOAA-AVHRR imagery[J]. International Journal of Remote Sensing, 2002, 23(19):4055-4071.
- [10] VILLEGAS D, ROYO C. Biomass accumulation and main stem elongation of durum wheat grown under Mediterranean conditions[J]. Annals of Botany, 2001, 88(4):617-627.
- [11] SCHWARTZ M D, REED B C, WHITE M A. Assessing satellite-derived start-of-season measures in the conterminous USA [J]. International Journal of Climatology, 2002, 22(14):1793-1805.
- [12] HAN-YA I, ISHII K, NOGUCHI N. Acquisition and analysis of wheat growth information using satellite and aerial vehicle imageries[C]//The 5th International Symposium on Intelligent Information Technology in Agriculture, 2009.
- [13] 蒙继华, 吴炳方, 杜鑫, 等. 基于 HJ-1A/1B 数据的冬小麦成熟期遥感预测[J]. 农业工程学报, 2011, 27(3):225-230.  
MENG Jihua, WU Bingfang, DU Xin, et al. Predicting mature date of winter wheat with HJ-1A/1B data[J]. Transactions of the CSAE, 2011, 27(3):225-230. (in Chinese)
- [14] FRANCOIS I J C, MARIEN E, BRIJS K, et al. The use of vis/NIR spectroscopy to predict the optimal root harvesting date of chicory (*Chicorium intybus* L.) [J]. Postharvest Biology & Technology, 2009, 53(1):77-83.
- [15] SARANWONG S, SORNSTRIVICHAI J, KAWANO S. Prediction of ripe-stage eating quality of mango fruit from its harvest quality measured nondestructively by near infrared spectroscopy[J]. Postharvest Biology & Technology, 2004, 31(2):137-145.
- [16] 崔耀平, 肖登攀, 刘素洁, 等. 中国夏玉米和冬小麦近年生育期变化及其与气候的关系[J]. 中国生态农业学报, 2018, 26(3):388-396.  
CUI Yaoping, XIAO Dengpan, LIU Sujie, et al. Growth periods variation of summer maize and winter wheat and their correlations with hydrothermal conditions in recent years in China [J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2018, 26(3):388-396. (in Chinese)
- [17] 黄健熙, 侯喬焯, 苏伟, 等. 基于 GF-1 WFV 数据的玉米与大豆种植面积提取方法[J]. 农业工程学报, 2017, 33(7):

- 171 - 177.
- HUANG Jianxi, HOU Yuzhuo, SU Wei, et al. Mapping corn and soybean cropped area with GF - 1 WFV data[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(7):171 - 177. (in Chinese)
- [18] HUANG Jianxi, MA Hongyuan, FERNANDO S, 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.
- [19] 黄健熙, 牛文豪, 马鸿元, 等. 卫星遥感和积温-辐射模型预测区域冬小麦成熟期[J]. 农业工程学报, 2016, 32(7): 152 - 157.
- HUANG Jianxi, NIU Wenhao, MA Hongyuan, et al. Predicting maturity period for winter wheat using remote sensing and effective accumulated temperature-solar radiation model[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(7): 152 - 157. (in Chinese)
- [20] HUANG J, MA H, SU W, et al. Jointly assimilating MODIS LAI and ET products into the SWAP model for winter wheat yield estimation[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2015, 8(8):1 - 12.
- [21] 马鸿元, 黄健熙, 黄海, 等. 基于历史气象资料和 WOFOST 模型的区域产量集合预报[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(9):257 - 266.
- MA Hongyuan, HUANG Jianxi, HUANG Hai, et al. Ensemble forecasting of regional yield of winter wheat based on WOFOST model using historical metrological dataset[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(9):257 - 266. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20180930&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180930&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.09.030. (in Chinese)
- [22] DIEPEN C A, WOLF J, KEULEN H, et al. WOFOST: a simulation model of crop production[J]. Soil Use & Management, 1989, 5(1): 16 - 24.
- [23] 张素青, 张建涛, 李继蕊, 等. WOFOST 模型在河南省夏玉米主产区的校准与验证[J]. 河南农业科学, 2014, 43(8): 152 - 156.
- ZHANG Suqing, ZHANG Jiantao, LI Jirui, et al. Calibration and validation of WOFOST in main maize-producing regions in Henan[J]. Journal of Henan Agricultural Sciences, 2014, 43(8):152 - 156. (in Chinese)
- [24] 陈浩, 洪林, 罗德伟. WOFOST 作物模型在拉林河流域的适用性研究[J]. 灌溉排水学报, 2017, 36(3):7 - 13.
- CHEN Hao, HONG Lin, LUO Dewei. Application research of crop growth model WOFOST in Lalin River basin[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2017, 36(3):7 - 13. (in Chinese)
- [25] 林忠辉, 莫兴国, 项月琴. 作物生长模型研究综述[J]. 作物学报, 2003, 29(5):750 - 758.
- LIN Zhonghui, MO Xingguo, XIANG Yueqin. Research advances on crop growth models[J]. Acta Agronomica Sinica, 2003, 29(5):750 - 758. (in Chinese)
- [26] KEULEN H V, WOLF J. Modelling of agricultural production: weather, soils and crops[J]. Agriculture Ecosystems & Environment, 1986, 30(1):142 - 143.
- [27] MA H, HUANG J, ZHU D, et al. Estimating regional winter wheat yield by assimilation of time series of HJ - 1 CCD NDVI into WOFOST - ACRM model with ensemble Kalman filter[J]. Mathematical & Computer Modelling, 2013, 58(3 - 4): 753 - 764.
- [28] 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 & Forest Meteorology, 2015, 204:106 - 121.
- [29] 黄健熙, 贾世灵, 马鸿元, 等. 基于 WOFOST 模型的中国主产区冬小麦生长过程动态模拟[J]. 农业工程学报, 2017, 33(10):222 - 228.
- HUANG Jianxi, JIA Shiling, MA Hongyuan, et al. Dynamic simulation of growth process of winter wheat in main production areas of China based on WOFOST model[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(10):222 - 228. (in Chinese)
- [30] HUANG J, SEDANO F, HUANG Y, et al. Assimilating a synthetic Kalman filter leaf area index series into the WOFOST model to improve regional winter wheat yield estimation[J]. Agricultural & Forest Meteorology, 2016, 216:188 - 202.
- [31] 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)
- [32] DUAN Q Y, GUPTA V K, SOROOSHIAN S. Shuffled complex evolution approach for effective and efficient global minimization[J]. Journal of Optimization Theory & Applications, 1993, 76(3):501 - 521.
- [33] DUAN Q Y, SOROOSHIAN S, GUPTA V K. Optimal use of the SCE - UA global optimization method for calibrating watershed models[J]. Journal of Hydrology, 1994, 158(3 - 4):265 - 284.
- [34] 赵艳霞. 遥感信息与作物生长模型结合方法研究及初步应用[D]. 北京:北京大学, 2005.
- ZHAO Yanxia. Research and preliminary application of combination method of remote sensing information and crop growth model[D]. Beijing: Peking University, 2005. (in Chinese)
- [35] 姜志伟. 区域冬小麦估产的遥感数据同化技术研究[D]. 北京:中国农业科学院, 2012.
- JIANG Zhiwei. Study of the remote sensing data assimilation technology for regional winter wheat yield estimation[D]. Beijing: Chinese Academy of Agricultural Sciences, 2012. (in Chinese)
- [36] 方秀琴, 张万昌. 叶面积指数(LAI)的遥感定量方法综述[J]. 国土资源遥感, 2003, 15(3):58 - 62.
- FANG Xiuqin, ZHANG Wanchang. The application of remotely sensed data to the estimation of the leaf area index[J]. Remote Sensing for Land & Resources, 2003, 15(3):58 - 62. (in Chinese)
- [37] MARLETTO V, VENTURA F, FONTANA G, et al. Wheat growth simulation and yield prediction with seasonal forecasts and a numerical model[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2007, 147(1 - 2): 71 - 79.
- [38] LV Z, LIU X, CAO W, et al. Climate change impacts on regional winter wheat production in main wheat production regions of China[J]. Agricultural & Forest Meteorology, 2013, 171 - 172(3):234 - 248.
- [39] BATTISTI R, SENTELHAS P C, BOOTE K J. Inter-comparison of performance of soybean crop simulation models and their ensemble in southern Brazil[J]. Field Crops Research, 2017, 200:28 - 37.
- [40] TAO F, ZHANG Z, LIU J, et al. Modelling the impacts of weather and climate variability on crop productivity over a large area: a new super-ensemble-based probabilistic projection[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2009, 149(8): 1266 - 1278.