

顺序同化不同时空分辨率 LAI 的冬小麦估产对比研究*

黄健熙 李昕璐 刘帝佑 马鸿元 田丽燕 苏伟

(中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083)

摘要: 选择 PyWOFOST 模型为动态模型, 以叶面积指数(LAI)为状态变量, 遥感 LAI 为观测值, 采用集合卡尔曼滤波(EnKF)同化算法, 研发了一种遥感 LAI 与作物模型同化的区域冬小麦产量估测系统。为消除云的污染, 采用 Savitzky-Golay (S-G) 滤波算法重构时间序列 MODIS LAI; 通过构建地面观测 LAI 与 3 个关键物候期 Landsat TM 植被指数回归统计模型, 获得区域 TM LAI; 通过融合 3 个关键物候期的 TM LAI 与时间序列 S-G MODIS LAI, 生成尺度转换 LAI。对比分析 3 种不同时空分辨率的遥感 LAI 的同化精度, 研究表明, 同化尺度转换 LAI 获得了最高的同化精度, 与官方县域统计产量相比, 在潜在模式下, 决定系数由同化前的 0.24 提高到 0.47, 均方根误差由 602 kg/hm^2 下降到 478 kg/hm^2 。结果表明, 遥感观测与作物模型的尺度调整对提高冬小麦同化模型精度具有重要作用, 遥感 LAI 与作物模型的 EnKF 同化方法是一种有效的区域作物产量估测方法。

关键词: 冬小麦 叶面积指数 产量估测 集合卡尔曼滤波 PyWOFOST 模型 数据同化

中图分类号: S127 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2015)01-0240-09

Comparison of Winter Wheat Yield Estimation by Sequential Assimilation of Different Spatio-temporal Resolution Remotely Sensed LAI Datasets

Huang Jianxi Li Xinlu Liu Diyou Ma Hongyuan Tian Liyan Su Wei

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

Abstract: Data assimilation method combines with remotely sensed data and crop growth model has become an important hotspot in crop yield forecasting. PyWOFOST model and remotely sensed LAI were respectively selected as the crop growth model and observations to construct a regional winter wheat yield forecasting scheme with EnKF algorithm. To eliminate cloud contamination, a Savitzky-Golay (S-G) filtering algorithm was applied to the MODIS LAI products to obtain filtered LAIs. Regression models between field-measured LAI and Landsat TM vegetation indices were established and multi-temporal TM LAIs was derived. The TM LAI with time series of MODIS LAI was integrated to generate scale-adjusted LAI. Compared the assimilation accuracy using these three different spatio-temporal resolution remotely sensed data, validation results demonstrated that assimilating the scale-adjusted LAI achieved the best prediction accuracy, in potential mode, the determination coefficient (R^2) increased from 0.24 which without assimilation to 0.47 and RMSE decreased from 602 kg/hm^2 to 478 kg/hm^2 at county level compared to the official statistical yield data. Our results indicated that the scale adjustment between remotely sensed observation and crop model greatly improved the accuracy of winter wheat yield forecasting. The assimilation of remotely sensed data into crop growth model with EnKF can provide a reliable approach for regional crop yield estimation.

Key words: Winter wheat Leaf area index Yield estimation Ensemble Kalman filter PyWOFOST model Data assimilation

引言

传统的区域作物估产主要采用统计调查、农业气象预报等方法,成本高、效率低,难以实现区域尺度的高精度作物产量估算。作物生长模型作为一种机理性的过程动态模型,能够实现作物光合、呼吸、干物质分配等生物物理过程的模拟,已成功应用于单点尺度的作物生长发育过程模拟与产量估测。当扩展到区域尺度时,由于地表、近地表的非均匀异质性,模型在参数的获取以及区域化方面存在困难。而遥感在大面积地表信息获取方面具有得天独厚的优势,为实现区域尺度高精度估产提供了有效途径。近年来,耦合遥感信息和作物生长模型的数据同化方法发展迅速,已经成功应用于区域作物产量估测^[1-4]。

数据同化算法中,变分同化和顺序同化是两类主流的方法。变分同化是通过构建代价函数,最小化模型模拟值和遥感观测值之间的差异,不断迭代并重新初始化模型参数。基于变分同化的农田参数和作物产量估测研究已经在国内外广泛开展^[5-6]。顺序同化是利用遥感观测值不断更新模型的状态变量,并利用更新后的状态变量继续驱动模型向前运行。集合卡尔曼滤波算法(EnKF)是顺序同化的典型算法,充分考虑模型以及遥感观测的不确定性,进行模型状态变量的动态更新以及作物生长的动态模拟,在作物产量估测方面具有较大的应用潜力^[7-13]。

在农业同化估产方面,遥感观测像元尺度与作物模型模拟单点尺度不匹配是影响同化模型精度的重要因素。然而在大多数农业数据同化系统研究中,很少考虑尺度效应和尺度转换。高时间分辨率遥感卫星有利于提供作物生长的物候信息,但较低的空间分辨率更容易产生像元混合效应。高分辨率宽幅卫星可以有效解决这一问题,但在作物生育期内由于云、水汽等的影响很难获得高质量的时间序列数据。因此,在数据同化系统框架中,充分利用不同时间和空间分辨率遥感数据的优势,发展一种尺度转换方法,减少遥感与模型之间的尺度差异,是提高数据同化模型精度的重要途径。

本文以 PyWOFOST 模型为基础,以冬小麦为研究对象,采用 EnKF 算法,对比分析 MODIS LAI、TM LAI 以及尺度转换 LAI 的同化模型精度,进而揭示同化不同时空分辨率遥感 LAI 对估产模型精度的影响。

1 材料和方法

1.1 研究区

选取河北省南部地区 24 个县作为研究区,分别

属于保定市和衡水市,覆盖范围东经 $115^{\circ}10' \sim 116^{\circ}34'$,北纬 $37^{\circ}03' \sim 39^{\circ}36'$,总面积 $16\,335\text{ km}^2$ 。该地区处于河北冲积平原,属大陆性季风气候区,年平均降水量 $400 \sim 800\text{ mm}$,平均温度 $9 \sim 15^{\circ}\text{C}$ 。冬小麦是该地区的主要粮食作物之一,播种期一般为 10 月上旬,返青期在次年 3 月上旬,拔节期在 3 月下旬,4 月下旬至 5 月上旬为抽穗扬花期,5 月下旬为灌浆期,收获于 6 月上旬。研究区如图 1 所示。

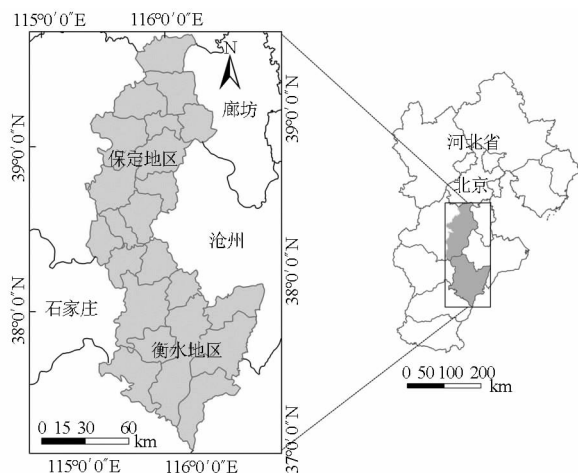


图 1 研究区

Fig. 1 Study area

1.2 作物模型

作物模型采用 de Wit 等研发的 PyWOFOST 模型^[8]。PyWOFOST 是将作物模型 WOFOST 7.1 的 3.0 版本链接到 Python 编译器,通过 Python 调用 WOFOST 的 Fortran 功能库,实现 Python 与 Fortran 的无缝集成^[14]。该模型主要包括 3 个模块,第 1 模块实现 WOFOST 模型的模拟功能,第 2 模块将模型参数以集合的形式表达,作为各个集合成员的输入参数,输出结果为所有成员模拟结果的集合,最终结果是集合中每个成员的平均值,第 3 模块以第 2 模块为基础,实现基于 EnKF 的 WOFOST 模型的同化模拟。模型有 3 种运行模式:潜在模式、水分胁迫模式和养分胁迫模式。其中潜在模式是在水肥充分供应条件下的模拟,水分胁迫和养分胁迫分别是在水分和养分供应不足条件下的模拟。本文采用潜在模式。

PyWOFOST 模型不仅具有 WOFOST 模型对作物生长的基本模拟功能,在技术以及算法优化方面也具有很大优势。由于 Python 语言本身的灵活性,模型可以连接到数据库,便于模型输入输出数据的管理;同时,Python 便于实现并行计算,为数据同化算法的优化提供了很大的发展空间。此外,同化结果的误差主要来源于模型以及遥感观测的不确定性,模型的不确定性包括模型自身表达的不完善及

模型输入参数的不确定性。目前基于 WOFOST 与遥感的 EnKF 来研究估计模型的不确定性是非常重要的环节,PyWOFOST 模型通过对作物模型参数进行扰动,获得一定概率分布的参数集合,从而实现真正意义上的集合卡尔曼同化。

1.3 作物模型标定

为准确模拟作物生长发育过程,需要对模型输

入参数进行标定。模型输入参数包括气象数据、作物参数、土壤参数以及田间管理参数等。气象数据采用研究区气象站点逐日最高气温、最低气温、水汽压、风速、降水、辐射量 6 个要素进行反距离权重 (IDW) 插值得到。作物、土壤及田间管理等参数需要经过敏感性分析和标定得到。参数标定结果如表 1、2 所示。

表 1 WOFOST 模型主要作物参数

Tab.1 Main crop parameters of WOFOST model

参数简称	参数	取值	来源
TDWI	初始干物质质量/($\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}$)	210	模型默认值
LA1EM	出苗期叶面积指数/($\text{hm}^2\cdot\text{hm}^{-2}$)	0.13	模型默认值
SPAN	35℃时叶片寿命/d	31	FSEOPT 优化
AMAXTB	最大 CO_2 同化速率/($\text{kg}\cdot(\text{hm}^2\cdot\text{h})^{-1}$)	45	FSEOPT 优化
KDIF	漫射光的消散系数	0.6	模型默认值
EFF	单叶片同化 CO_2 的光能利用率/($\text{kg}\cdot(\text{hm}^2\cdot\text{h}\cdot\text{J}\cdot\text{m}^2\cdot\text{s})^{-1}$)	0.47	FSEOPT 优化
CVL	叶生长同化物转化效率/($\text{kg}\cdot\text{kg}^{-1}$)	0.740	田间实测计算
CVO	贮存器官生长同化物转化效率/($\text{kg}\cdot\text{kg}^{-1}$)	0.791	田间实测计算
CVR	根生长同化物转化效率/($\text{kg}\cdot\text{kg}^{-1}$)	0.694	田间实测计算
CVS	茎生长同化物转化效率/($\text{kg}\cdot\text{kg}^{-1}$)	0.740	田间实测计算
Q10	温度升高 10℃呼吸作用相对变化速率	2	模型默认值
RML	叶相对维持呼吸速率/($\text{kg}\cdot(\text{kg}\cdot\text{d})^{-1}$)	0.03	模型默认值
RMO	贮存器官相对维持呼吸速率/($\text{kg}\cdot(\text{kg}\cdot\text{d})^{-1}$)	0.01	模型默认值
RMR	根相对维持呼吸速率/($\text{kg}\cdot(\text{kg}\cdot\text{d})^{-1}$)	0.015	模型默认值
RMS	茎相对维持呼吸速率/($\text{kg}\cdot(\text{kg}\cdot\text{d})^{-1}$)	0.015	模型默认值
TSUM2	开花期到成熟期积温/℃	672	气象数据计算

表 2 WOFOST 模型主要土壤和田间管理参数

Tab.2 Main soil and field management parameters of WOFOST model

参数简称	参数	取值	来源
CRAIRC	土壤通气临界空气含量/($\text{cm}^3\cdot\text{cm}^{-3}$)	0.06	模型默认值
DD	排水深度/cm	20	模型默认值
IDEM	出苗日期	DOY290	文献[16]
K0	导水率/($\text{cm}\cdot\text{d}^{-1}$)	10	文献[16]
KSUB	底土层最大下渗速率/($\text{cm}\cdot\text{d}^{-1}$)	10	文献[16]
SMO	饱和含水率/($\text{cm}^3\cdot\text{cm}^{-3}$)	0.506	田间实测
SMFCF	田间持水量/($\text{cm}^3\cdot\text{cm}^{-3}$)	0.325	田间实测
SMLIM	最大表层土壤水分含量深度/cm	0.065	模型默认值
SMW	萎蔫土壤含水率/($\text{cm}^3\cdot\text{cm}^{-3}$)	0.072	田间实测
SOPE	根区最大下渗速率/($\text{cm}\cdot\text{d}^{-1}$)	10	文献[16]
WAV	初始可利用水量/cm	20	模型默认值

1.4 遥感 LAI 数据集

1.4.1 MODIS LAI

采用 2009 年的 MODIS LAI 数据产品 MCD15A3,空间分辨率 1 km,时间分辨率 4 d,在冬小麦生育期内共 46 景 (DOY1 ~ DOY181)。下载覆盖整个研究区的条带号为 h26v05、h27v05 的影像,对数据进行影像镶嵌、重投影、格式转换、研究区提

取、多波段合成等预处理工作,生成时间序列的大小为 285 像素 × 124 像素的影像。考虑到 MODIS LAI 数据会受到云、水汽等的影响,为此采用 Savitzky - Golay (S - G) 滤波方法进行去噪处理^[15],重构时空连续 MODIS LAI。通过研究区多时相的 30 m Landsat TM 数据监督分类提取冬小麦种植区,最终生成 1 km 尺度冬小麦纯度大于 50% 以上的像元,作为后续同化研究的基础像元。

1.4.2 TM LAI

获取 2009 年冬小麦生育期内 3 景无云的 TM 影像,时相分别为 3 月 14 日、5 月 17 日、6 月 2 日。利用 3 个时相的 TM 影像,分别与相应物候期的实测 LAI 值构建回归统计模型。考虑到 3 月份中旬冬小麦处于返青阶段,植被覆盖度较低,对于 3 月 14 日,为减少裸土对植被的影响,选择 SAVI 植被指数来建立 LAI 与 TM SAVI 之间的统计模型。5 月 17 日和 6 月 2 日,利用 NDVI 建立 LAI 与 TM NDVI 之间的统计模型,具体为:

3 月 14 日

$$L = \frac{\ln((1 - S/1.2581)/0.9130)}{-0.8377} \quad (R^2 = 0.849) \quad (1)$$

5 月 17 日

$$L = \frac{\ln((1 - N/1.0866)/3.3790)}{-0.3994} \quad (R^2 = 0.742) \quad (2)$$

6 月 2 日

$$L = \frac{\ln((1 - N/9.7639)/1.0081)}{-0.0155} \quad (R^2 = 0.874) \quad (3)$$

式中 L, S, N ——LAI 值、SAVI 值和 NDVI 值

基于以上 3 个回归统计模型, 获得研究区 30 m 冬小麦的 LAI 空间分布图 (图 2), 利用研究区冬小麦百分比 50% 以上的掩膜提取研究栅格的 TM LAI。

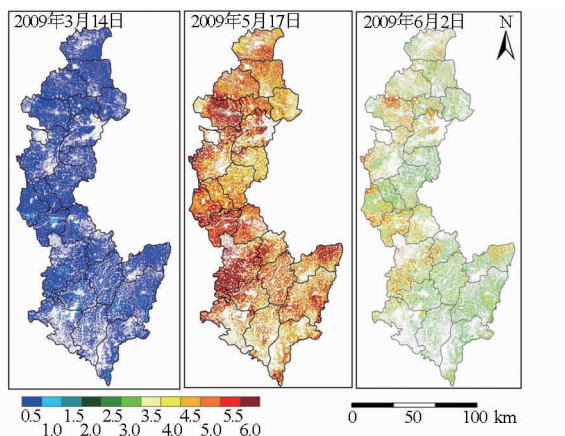


图 2 3 个关键物候期 TM LAI 空间分布图

Fig. 2 TM LAI maps at three key phenological stages

1.4.3 尺度转换 LAI

尺度转换 LAI 算法在已有研究基础上^[12], 引入多时相中等分辨率遥感数据。基于地面实测 LAI、多时相 TM LAI 和 S-G 滤波后的 MODIS LAI, 构建二级尺度转换模型, 生成尺度转换 LAI (Scale-adjusted LAI)。二级尺度转换模型包括 2 个步骤, 首先通过实测 LAI 与 TM VI 之间的回归统计模型, 生成区域 30 m 冬小麦的 TM LAI。然后, 利用已有的关键生育期的 TM LAI 与对应时期的 S-G MODIS LAI 之间的比值系数, 转换其他关键生育期的 S-G MODIS LAI。在冬小麦生育期 LAI 的上升阶段 (返青到孕穗期), 获得 4 个物候期的转换 LAI (孕穗期、拔节期、起身期、返青期); 在冬小麦生育期 LAI 的下降阶段 (孕穗到成熟期), 获得 4 个物候期的转换 LAI (孕穗期、抽穗期、开花期、成熟期), 采用双 Logistic 曲线分别拟合冬小麦 LAI 的上升和下降阶段。Logistic 曲线方程为

$$y(t) = \frac{c}{1 + e^{-a+bt}} + d \quad (4)$$

式中 t ——MODIS LAI 时间序列的索引

$y(t)$ —— t 时间对应的 LAI 值

a, b, c ——拟合参数

d ——LAI 初始值, 即 LAI 时间序列中第 1 个值

$c + d$ 为最大 LAI 值, 图 3 为尺度转换 LAI 的过程。

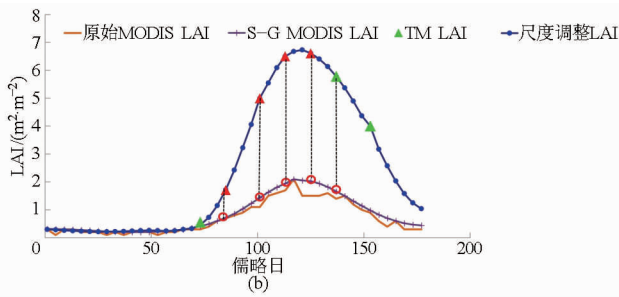
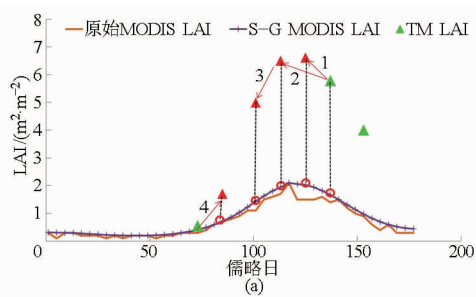


图 3 尺度转换 LAI 过程

Fig. 3 Process of adjusting scale-LAI

(a) 比值系数计算过程 (b) 曲线拟合过程

2 EnKF 数据同化

2.1 EnKF 原理

集合卡尔曼滤波是一种最优递归处理算法, 兼顾了模型和观测的不确定性。EnKF 对模型状态变量集合进行动态预报, 再利用观测信息, 通过卡尔曼滤波算法不断更新预报集合。其标准分析方程为

$$A^a = A + P_e (HP_e H^T + R_e)^{-1} (D - HA) \quad (5)$$

$$K = P_e H^T (HP_e H^T + R_e)^{-1} \quad (6)$$

式中 A^a ——状态变量集合的分析矩阵

A ——状态变量集合的预报矩阵

D ——观测矩阵 H ——观测算子

P_e ——预报矩阵的协方差矩阵

R_e ——观测矩阵的协方差矩阵

K ——卡尔曼增益

本文中, 模型状态变量与遥感观测变量均为 LAI, 因而观测算子 H 为单位矩阵, 式 (5) 可改写为

$$A^a = A + P_e (P_e + R_e)^{-1} (D - A) \quad (7)$$

式 (6) 变为

$$K = P_e (P_e + R_e)^{-1} \quad (8)$$

在本文中, A 即为 PyWOFOST 模型在不同参数条件下模拟得到的 LAI 集合, D 即为按照一定扰动方法生成的遥感 LAI 集合, A^a 即为 EnKF 同化之后

的 LAI 集合,用于更新模型模拟的 LAI 集合。

从式(8)可以看出, P_e 增大时, K 增大,同化结果向观测值靠拢; R_e 增大时, K 减小,同化结果趋向模型模拟值。

2.2 EnKF 同化方法

2.2.1 同化流程图

将 S-G 滤波后 MODIS LAI、TM LAI、尺度转换 LAI 分别同化到 PyWOFOST 模型中,逐个像元估算冬小麦产量,最终合并到县域尺度,获得县域尺度的

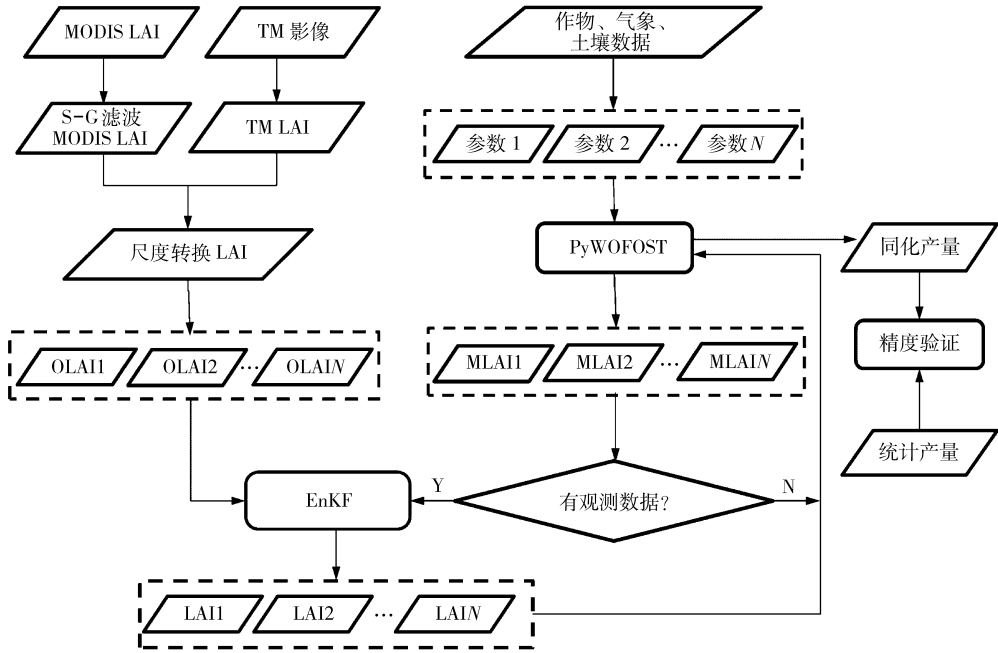


图4 冬小麦产量估测技术流程图

Fig. 4 Flowchart of winter wheat yield forecasting

WOFOST 模型的不确定性:模型参数大多与作物生长发育过程和最终产量形成密切相关。初始干物质 TDWI 的变化影响作物 LAI 的增长率,以及作物生育期可达到的最大 LAI;叶片在 35℃ 时的生命期 SPAN 决定叶片的衰老率和衰老时间。Ma 等通过全局敏感性分析,表明冬小麦生育期的 LAI 和成熟期贮存器官干物质对 TDWI 和 SPAN 比较敏感^[16];de Wit 等根据 TDWI 与 SPAN 的联合概率分布,表明 TDWI 与 SPAN 并无明显的相关性^[17]。基于以上原因,本文选取 TDWI 和 SPAN 作为模型的不确定性来源,并将两者的不确定性均设为 10%。

遥感观测数据的不确定性:考虑到农田混合像元的影响,经过与实测数据的对比和结果的反复测试,本研究将 S-G MODIS LAI 的观测方差,即不确定性设为 30%;TM LAI 和尺度转换 LAI 经过田间实测值的修正,误差相对较小,通过与实测数据的对比,将观测方差设定为 10%。

LAI 同化的具体流程:将每个冬小麦百分比大于 50% 像元格网的气象、土壤、作物数据输入

冬小麦单产。采用官方统计数据,对比分析不同遥感 LAI 数据在区域尺度上的同化估产精度和模型的适用性。产量估测技术流程如图 4 所示。

2.2.2 EnKF 同化 LAI

本文中 LAI 为 EnKF 同化状态变量,观测数据分别使用 S-G MODIS LAI、TM LAI、尺度转换 LAI。观测集合通过给遥感观测 LAI 添加扰动,生成一定概率分布的观测 LAI 集合,预报集合通过给模型参数添加扰动,生成不同参数运行下的 LAI 集合。

PyWOFOST 模型。基于 WOFOST 模型,对 TDWI 和 SPAN 同时进行高斯扰动,生成参数集合 $P\{\text{Para}1, \text{Para}2, \dots, \text{Para}N\}$,其中 N 为集合成员数。如果 t 时刻存在遥感观测,则提取相应时刻不同模型参数运行下的模拟 LAI,生成预报集合 $M\{m\text{LAI}1, m\text{LAI}2, \dots, m\text{LAI}N\}$ 。同一时刻,给观测 LAI 数据添加高斯扰动,生成一个大小与预报集合相同的观测集合 $OLAI\{OLAI1, OLAI2, \dots, OLAI N\}$,利用 EnKF 算法同化预报集合和观测集合,得到同化后的集合并同步预报。若无遥感观测,则依靠 WOFOST 模型直接运行到下一时刻。重复上述过程直至冬小麦成熟期。在 EnKF 同化过程中,每个集合成员都是独立运行,最终的模拟结果通过各个集合成员的平均值获得。

集合成员数的选择:在 EnKF 同化过程中,集合成员数对同化结果和效率有着重要影响。分别选取集合成员数为 10、30、50、90 研究不同遥感数据的同化估产精度,结果表明集合成员数为 30 和 50 时,3 种遥感数据同化精度趋势一致,集合成员数为 30 相

对于集合成员数 50 体现出更高的同化精度。因此,在后续的精度对比分析中,集合成员数统一采用 30。

3 EnKF 同化结果

3.1 单点尺度 LAI 同化

图 5 显示了 WOFOST 模型潜在模式下集合数为 30 时不同遥感数据的 EnKF 同化结果。从图中可以看出,在整个生育期内,由于 S-G MODIS LAI 偏低,导致同化后的 LAI 数值偏低;对于 TM LAI,由于观测数据较少,同化后 LAI 曲线位于同化尺度转换 LAI 曲线下方;相比于以上 2 种 LAI 同化结果,用

尺度转换 LAI 同化后的 LAI 曲线更接近冬小麦的生长趋势。但是尺度转换 LAI 也有一些不足,当尺度转换 LAI 处于最高点时,同化后的 LAI 曲线并未有很大提升,可能的原因是产生滤波发散,即卡尔曼增益 K 趋近于零,同化结果偏向模型模拟。表 3 是同化 3 种不同遥感数据的 LAI 与田间实测 LAI 的精度对比。从中可以看出,3 种遥感 LAI 数据同化后冬小麦关键生育期 LAI 的决定系数较同化前均有一定提高,同化尺度转换 LAI 后的均方根误差最小 (RMSE 为 0.97)。结果表明尺度转换 LAI 精度最高,同化后的 LAI 也最符合作物的实际生长趋势。

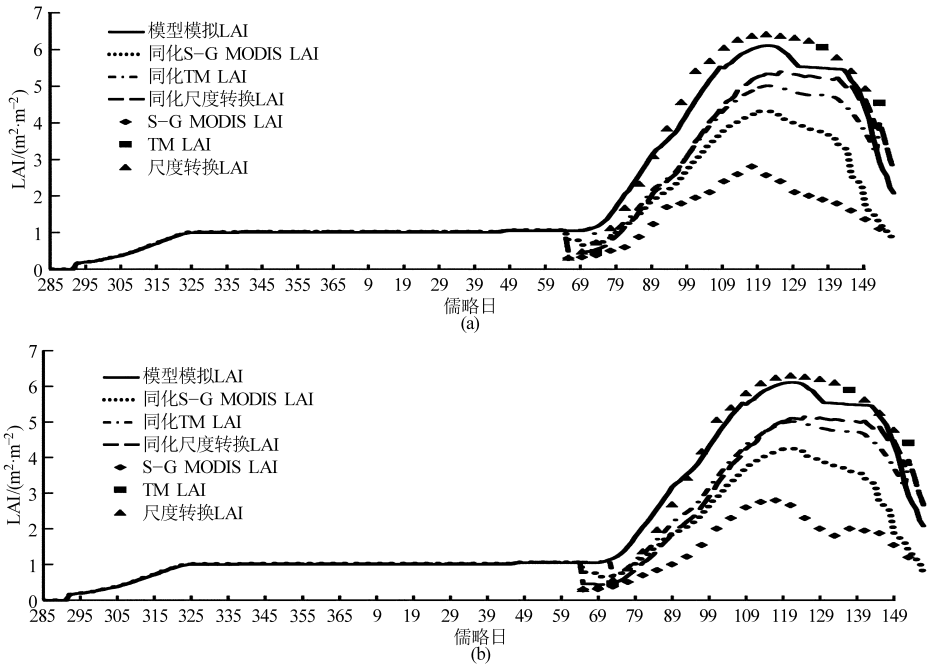


图 5 潜在模式不同遥感数据的单点同化结果比较

Fig. 5 Assimilation results of different remotely sensed data in potential level

(a) 样本点 A (b) 样本点 B

表 3 3 种遥感数据同化后 LAI 与田间实测 LAI 的精度对比

Tab. 3 Accuracy of assimilated LAI using three different

LAI values compared with field-measured values

数据名称	决定系数	均方根误差/($\text{m}^2 \cdot \text{m}^{-2}$)
作物模型模拟	0.86	1.22
同化 S-G MODIS LAI	0.88	1.66
同化 TM LAI	0.93	1.25
同化尺度转换 LAI	0.95	0.97

3.2 区域产量估测精度分析

本文从冬小麦返青期开始引入 MODIS LAI 数据 (DOY65), 针对冬小麦百分比大于 50% 的像元进行同化模拟, 合并到县域产量, 并通过官方统计产量验证。与统计产量相比, 潜在模式下, 未同化的决定系数为 0.24, 均方根误差为 $602 \text{ kg}/\text{hm}^2$, 同化 S-G MODIS LAI、TM LAI 以及尺度转换 LAI 3 种不同遥感数据后, 决定系数均有不同程度的提高, 分别为 0.36、

0.43、0.47。同化 S-G MODIS LAI 的均方根误差增加到 $1687 \text{ kg}/\text{hm}^2$, 同化 TM LAI 和尺度转换 LAI 后, RMSE 分别下降到 $543 \text{ kg}/\text{hm}^2$ 、 $478 \text{ kg}/\text{hm}^2$ 。图 6 为同化不同遥感 LAI 的冬小麦产量空间分布对比。

图 6a 为模拟产量, 大部分产量集中于 $6400 \sim 6800 \text{ kg}/\text{hm}^2$ 之间, 空间分布差异较小; 图 6b 为同化 S-G 滤波后 MODIS LAI 产量, 相比于同化前, 产量有所减少, 普遍低于 $5500 \text{ kg}/\text{hm}^2$; 图 6c 和 6d 分别为同化 TM LAI、尺度转换 LAI 的产量, 两图较好地反映出冬小麦单产空间分布差异, 对比官方统计产量分布图 (图 6e), 同化尺度转换 LAI 后的产量空间分布趋势更为合理。

本文还进一步从县域单元分析, 选取像元数大于 200 的景县、安国县、安平县、深州县, 分别对这 4 县的 3 种遥感数据同化模拟产量作频数分布直方图。图 7 从上至下分别是景县、安国县、安平县、深

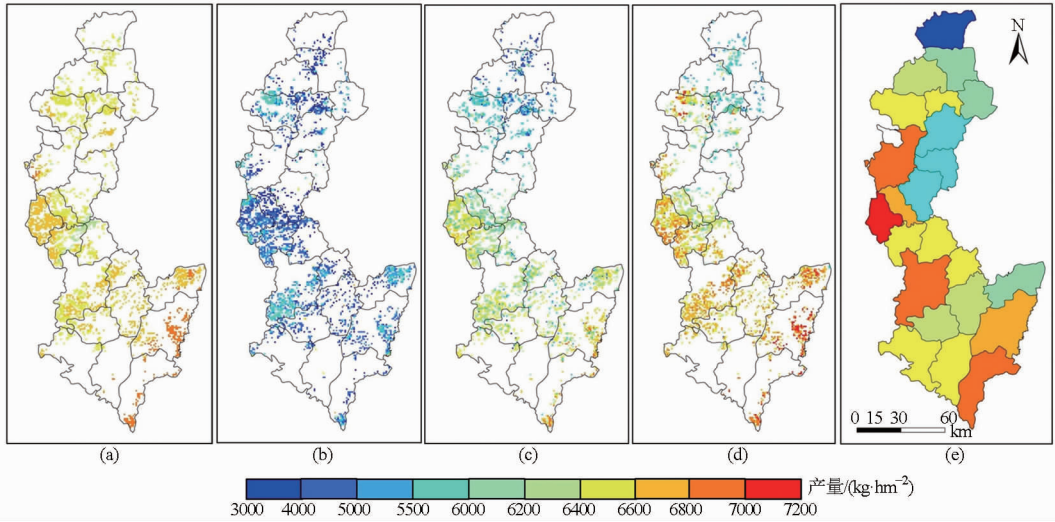


图 6 EnKF 同化 3 种不同遥感 LAI 的冬小麦产量空间分布

Fig. 6 Spatially distributed winter wheat yield with EnKF using three different remotely sensed LAI in potential mode

(a) 模型模拟 (b) 同化 S-G MODIS LAI (c) 同化 TM LAI (d) 同化尺度转换 LAI (e) 官方统计

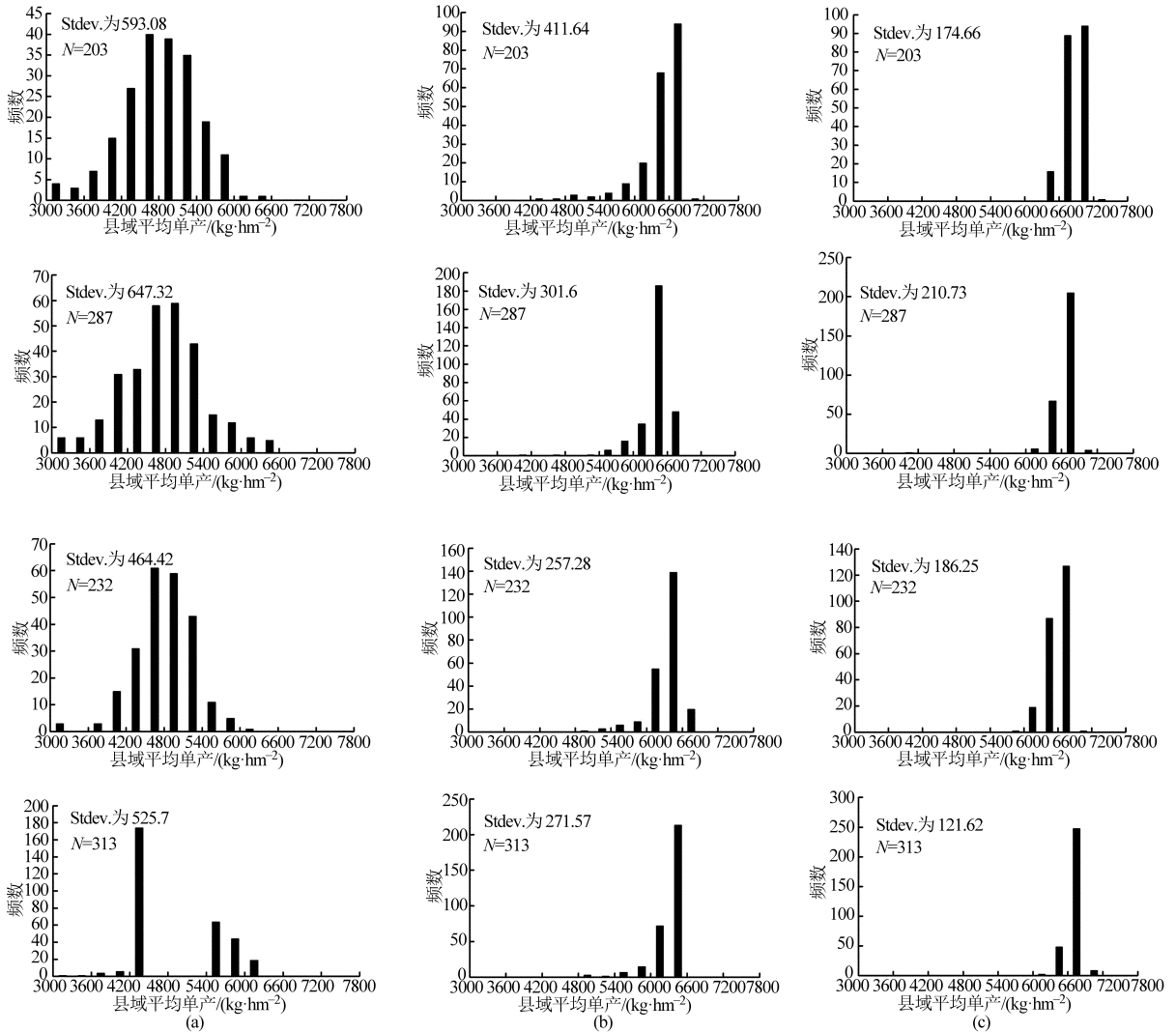


图 7 县域产量频率直方图

Fig. 7 Frequency histograms of yield in county scale

(a) 同化 S-G MODIS LAI (b) 同化 TM LAI (c) 同化尺度转换 LAI

州县, 频数分布上看, 县域尺度同化尺度转换 LAI 的产量普遍高于 S-G MODIS LAI 和 TM LAI。从标准偏差上看, 对于每一个县域产量数据集, 同化尺度转换 LAI 的标准偏差最小, TM LAI 次之, S-G MODIS LAI 最大。标准偏差 (Stdev.) 描述一个数据集的离散程度, 由此反映出同化不同遥感数据对县域产量离散程度的影响: 遥感数据精度越高, 同一县域的产量越接近, 不同县域的产量差异越明显, 从而形成更符合实际的产量空间分布。

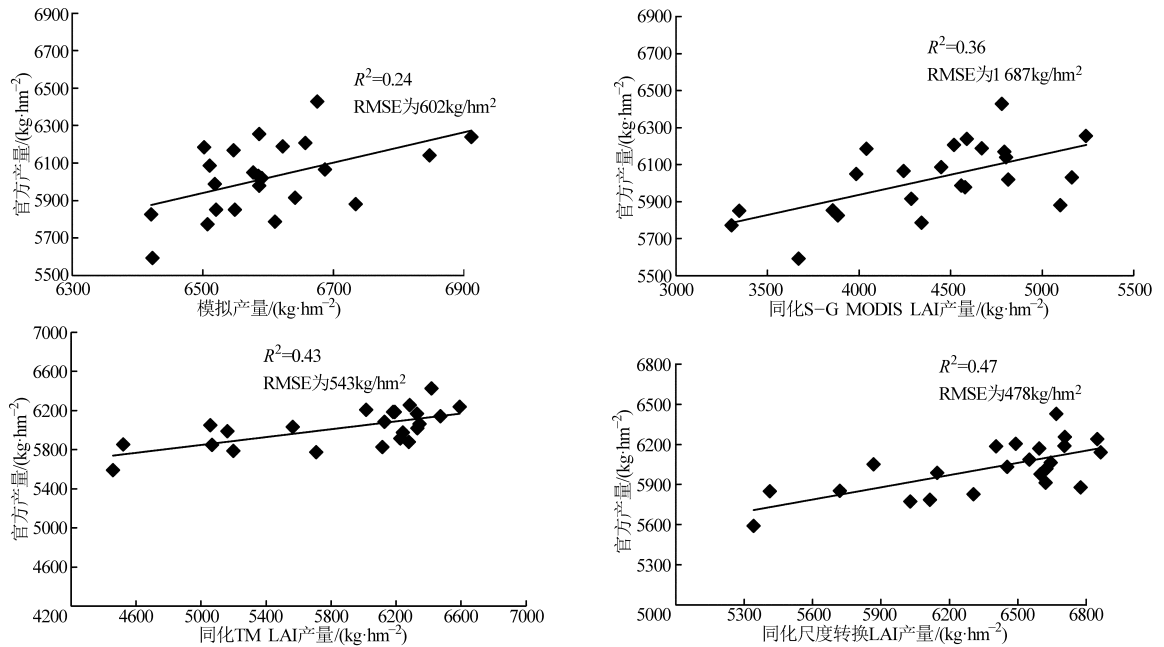


图 8 冬小麦产量散点图

Fig. 8 Scatter plots of winter wheat yield with assimilation

4 结论

(1) 不同的集成员生成方式对 EnKF 模型的同化模型精度有重要的影响。目前的 EnKF 研究中有两类生成集成员的方式, 第 1 种模式是直接对作物模型模拟后的 LAI 添加高斯扰动生成集成员; 第 2 种模式是假设作物模型的误差来源于不确定的输入参数, 对作物模型的不确定参数添加扰动生成数据集, 然后作为输入参数驱动作物模型模拟获得状态变量的集成员, 这种模式更能准确描述作物模型的不确定性。本文采用了第 2 种模式生成集成员。

(2) 分析了 3 种遥感 LAI 数据集对同化精度的影响。S-G 滤波的时间序列 MODIS LAI 具有较大误差, 相比于同化前, 同化后的决定系数有所提高, 均方根误差增大; TM LAI 仅具有 3 个时相的观测数据, 但精度较高, 同化后决定系数明显提升, 均方根误差有所减小。尺度转换 LAI 的同化精度最高, 表明尺度调整在数据同化过程中发挥了重要作用。此

图 8 是不同遥感 LAI 同化结果与官方统计产量的散点图。对比分析不同遥感 LAI 及其同化结果可知, MODIS LAI 时间分辨率相对较高, 但 LAI 数值上有偏低现象, 导致最终区域估产结果与实际偏差较大; TM LAI 虽然仅有 3 个时相, 但高精度的 LAI 值使得同化估产精度有了一定提高; 尺度转换 LAI 不仅保留了 MODIS 较高的时间分辨率, 同时具有高精度的 LAI 值, 同化估产精度显著提高。

外, 遥感观测数据的不确定性与同化时间步长对作物产量的估测具有不同的影响, 减小观测误差是改善同化模型精度的有效方法。以上结果表明, 提高作物关键物候期的 LAI 精度比提高遥感观测的时间分辨率对农业数据同化系统更加有效。

(3) 选择冬小麦为研究对象, 由于冬小麦植株相对矮小, 叶片狭小, 植被覆盖度容易受到土壤等的影响, 当 1 km 像元的 MODIS LAI 异质性较高时, MODIS LAI 有偏低的现象, 尺度效应特别严重, 直接同化 MODIS LAI 会大幅度降低作物模型的模拟能力。因此引入冬小麦生育期 3 个时相的中等分辨率 30 m TM LAI 修正 1 km MODIS LAI 的尺度效应。最后采用 EnKF 算法同化 3 种不同时空分辨率的遥感 LAI 到 PyWOFOST 模型, 对比分析了县域尺度冬小麦的同化估产精度。研究表明, 直接同化 S-G 滤波 MODIS LAI 会降低同化模型的精度 (均方根误差 1 687 kg/hm²), 表明 MODIS LAI 产品并不适合 EnKF 的冬小麦产量估测。同化 TM LAI 和尺度转换 LAI 显著提高了同化模型的精度 (均方根误差分

别为 543 kg/hm²、478 kg/hm²)。由此得出以下结论:在冬小麦作物产量估测中,同化高精度的遥感

LAI 数据以及修正遥感与模型之间的尺度对提高同化模型的精度具有重要作用。

参 考 文 献

- 1 陈劲松,黄健熙,林琚,等. 基于遥感信息和作物模型同化的水稻估产方法研究[J]. 中国科学:信息科学,2010,4(增刊):173-183.
Chen Jinsong, Huang Jianxi, Lin Hui, et al. Rice yield estimation by assimilation remote sensing into crop growth model[J]. Science China: Information Sci., 2010,4(Supp.):173-183. (in Chinese)
- 2 Fang H, Liang S, Hoogenboom G, et al. Corn-yield estimation through assimilation of remotely sensed data into the CSM-CERES-MAISE model[J]. International Journal of Remote Sensing, 2008, 29(10):3011-3032.
- 3 郭建茂. 基于遥感与作物生长模型的冬小麦生长模拟研究[D]. 南京:南京信息工程大学,2007.
Guo Jianmao. Study on winter wheat development simulation based remote sensing and crop growth model[D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science and Technology, 2007. (in Chinese)
- 4 靳华安,王锦地,柏延臣,等. 基于作物生长模型和遥感数据同化的区域玉米产量估算[J]. 农业工程学报,2012,28(6):162-173.
Jin Hua'an, Wang Jindi, Bo Yanchen, et al. Estimation on regional maize yield based on assimilation of remote sensing data and crop growth model[J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(6):162-173. (in Chinese)
- 5 刘翔舸,黄健熙,秦军,等. 基于 GOES 数据和弱约束变分的地表水热通量估算[J]. 农业机械学报,2014,45(1):236-245.
Liu Xiangge, Huang Jianxi, Qin Jun, et al. Estimating of land surface turbulent fluxes based on weak constraint variational method and GOES data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(1):236-245. (in Chinese)
- 6 Dente L, Satalino G, Mattia F, et al. Assimilation of leaf area index derived from ASAR and MERIS data into CERES-Wheat model to map wheat yield[J]. Remote Sensing Environment, 2008, 112(4):1395-1407.
- 7 Curnel L, de Wit A J W, Duveiller G. 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.
- 8 de Wit A, Diepen C. Crop model data assimilation with the ensemble Kalman filter for improving regional crop yield forecasts[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2007, 146(1-2):38-56.
- 9 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 and Computer Modelling, 2013, 58(3-4):759-770.
- 10 Pellenq J, Boulet G. A methodology to test the pertinence of remote-sensing data assimilation into vegetation models for water and energy exchange at the land surface[J]. Agronomie, 2004, 24(4):197-204.
- 11 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.
- 12 黄健熙,武思杰,刘兴权,等. 基于遥感信息与作物模型集合卡尔曼滤波同化的区域冬小麦产量预测[J]. 农业工程学报,2012,28(4):142-148.
Huang Jianxi, Wu Sijie, Liu Xingquan, et al. Regional winter wheat yield forecasting based on remote sensing data and crop growth model with Ensemble Kalman method[J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(4):142-148. (in Chinese)
- 13 王维,刘翔舸,王鹏新,等. 条件植被温度指数的四维变分与集合卡尔曼同化方法[J]. 农业工程学报,2011,27(12):184-190.
Wang Wei, Liu Xiangge, Wang Pengxin, et al. Application of 4DVAR and EnKF approaches for assimilating vegetation temperature condition index[J]. Transactions of the CSAE, 2011, 27(12):184-190. (in Chinese)
- 14 陈思宁,赵艳霞,申双和,等. 基于集合卡尔曼滤波的 PyWOFOST 模型在东北玉米估产中的适用性验证[J]. 中国农业气象,2012,33(2):245-253.
Chen Sining, Zhao Yanxia, Shen Shuanghe, et al. Applicability of PyWOFOST model based on ensemble Kalman filter in simulating maize yield in northeast China[J]. Chinese Journal of Agrometeorology, 2012, 33(2):245-253. (in Chinese)
- 15 Savitzky A, Golay M J E. Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures[J]. Analytical Chemistry, 1964, 36(8):1627-1639.
- 16 Ma G, Huang J, Wu W, et al. Assimilation of MODIS-LAI into the WOFOST model for forecasting regional winter wheat yield[J]. Mathematical and Computer Modelling, 2013, 58(3-4):634-643.
- 17 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.