

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

黄健熙¹, 武思杰², 刘兴权², 马冠南¹, 马鸿元¹, 吴文斌³, 邹金秋³

(1. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083; 2. 中南大学地球科学与信息物理学院, 长沙 410083; 3 中国农业科学院农业资源与农业区划研究所, 北京 100081)

摘 要: 区域作物产量预测是国家粮食安全评估的重要内容。遥感虽能获取大面积地表信息, 却难以反映作物生长发育的内在过程。作物生长模型已经在单点尺度能成功模拟作物的生长发育过程, 但是区域尺度作物关键参数的获取仍很困难。遥感信息与作物模型结合的数据同化已经成为区域产量预测的最有效途径。该文选择河北省衡水地区冬小麦为研究对象, 在 WOFOST 模型标定与区域化的基础上, 利用 WOFOST 模型描述冬小麦生育期内叶面积指数 (LAI) 变化规律。针对 MODIS 数据的混合像元造成反演的 LAI 产品偏低的系统误差, 利用实测 LAI 样本点融合 MODIS-LAI 趋势信息修正 MODIS-LAI 数据产品。采用集合卡尔曼 (EnKF) 算法同化冬小麦返青到抽穗期的 MODIS-LAI 与 WOFOST 模拟的 LAI 以获得时间序列最优的 LAI, 并以此重新驱动 WOFOST 模型估算区域冬小麦产量。结果表明, EnKF 同化后的冬小麦产量比未同化的产量预测精度有显著提高, 与县平均统计产量相比, 在潜在模式下, 决定系数由 0.13 提高到 0.38, 均方根误差由 2 480 下降到 880 kg/hm²。研究表明, 遥感信息与作物模型的 EnKF 同化是 1 种有效的作物产量预测方法, 并在区域尺度应用上具有广阔的应用潜力。该研究可为区域尺度的作物估产提供参考。

关键词: 遥感, 模型, 估算, 数据转换, 集合卡尔曼, 数据同化

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2012.04.023

中图分类号: TP79

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2012)-04-0142-07

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 assimilation of remote sensing data and crop growth model with Ensemble Kalman method[J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(4): 142—148. (in Chinese with English abstract)

0 引 言

冬小麦是我国主要粮食作物之一。播种面积和总产量占全部粮食播种面积和总产量的 1/2。因此, 对冬小麦主产区进行长势监测和产量预测, 为实现国家及时、准确地掌握粮食生产状况, 加强田间生产管理, 辅助政府有关部门制定科学合理的粮食政策具有重要意义。

在农作物估产应用过程中, 基于作物光合、呼吸、蒸腾、营养等机理过程的作物生长模型依靠其内在的物理过程和动力学机制, 可以准确模拟作物对象在时间和空间上的连续演进, 能够准确地模拟单点作物的生长发育状况及产量。当应用到区域尺度时, 由于地表、近地表环境非均匀性, 导致模型中一些宏观资料的获取和参数的区域化非常困难。而卫星遥感具有快速、宏观、动态等优点, 能够有效解决区域参数获取困难这一瓶颈。但是, 遥感数据的获取受到卫星运行周期和天气因素的

影响, 在作物整个生长季中只能获得时间有限、离散的观测数据, 无法揭示作物生长发育和产量形成的内在机理, 以及作物生长与气候、土壤、环境的关系, 而这正是作物模型的优势所在。作为 1 种能将作物生长机理过程模型与卫星遥感观测资料信息最优化结合的技术方法, 数据同化技术为解决区域高精度作物产量预测提供了行之有效的途径。数据同化方法通过耦合卫星遥感和作物生长模型进行作物长势和作物产量预测研究, 已成为目前定量遥感和精准农业的研究重点与发展趋势^[1]。

遥感信息与作物生长模型的耦合主要有基于优化算法和数据同化方法 2 种主要模式。在基于优化算法的同化方面, 多数研究通过构建代价函数和采用相应的优化算法重新调整作物模型的关键参数来实现遥感与作物模型的同化^[1-8]; 在数据同化系统中, 用到的数据同化方法主要有优化插值、变分方法、顺序方法 (卡尔曼滤波、扩展卡尔曼滤波、集合卡尔曼滤波) 等^[9]。Evensen 首次提出并成功应用到海洋资料同化领域。由于集合卡尔曼 (ensemble kalman filtering, EnKF) 解决了普通卡尔曼滤波在实际应用中背景误差协方差矩阵的估计和预报困难的问题, 而且可以直接使用非线性的模型和观测算子, 已经在大气, 海洋的陆面资料的同化中得到了广泛的应用^[10-14]。黄春林等^[15]使用 EnKF 同化 SiB₂ 陆面模型和遥感数据进行了土壤水分同化试验, 结果表明, EnKF 数据

收稿日期: 2011-06-29 修订日期: 2011-11-16

基金项目: 国家自然科学基金 (40901161); 全球变化研究国家重大科学研究计划项目 (2010CB951504); 中央高校基本科研业务费专项资金项目 (2011JS142)

作者简介: 黄健熙 (1976—) 男, 博士, 副教授, 主要从事定量遥感与农业遥感数据同化等研究。北京 中国农业大学信息与电气工程学院, 100083。

Email: jxhuang@cau.edu.cn

同化能够有效降低估算土壤水分的误差, 提高预测精度。Komma 等^[16]利用 EnKF 同化土壤水分的方法来预报洪水发展趋势, 与更新前的预测结果相比, 提前 3 和 48 h 预报的绝对误差分别由 25% 降至 12% 和 19%, 提高了预报准确度。Crow 等^[17]在 SGP97 试验中用 EnKF 同化 L 波段 (1.4 GHz) 的地表亮温与 TOPLATS 模型, 评估该方法在地表温度估计方面的应用潜力, 结果表明 EnKF 是一种有效同化方法。Lin 等^[12]基于 EnKF 算法构建了区域尺度的沙尘暴同化预测模型, 并进行敏感性分析, 研究表明该方法能明显地提高预测精度。

在作物产量预测数据同化方面, De Wit 等^[18]利用 EnKF 将微波遥感反演的土壤含水量同化到 WOFOST (world food studies) 模型, 预测欧洲西南部的冬小麦与玉米产量, 研究表明, 使用同化方法可以改善区域冬小麦的预测精度。Vazifedous 等^[19]利用 MODIS 反演的叶面积指数 (leaf area index, LAI) 与相对蒸散发两个变量通过 EnKF 滤波算法实现了遥感数据与 SWAP (soil-water-atmosphere-plant) 模型的同化。结果表明, 提前 1 个月对小麦产量进行预测, 精度在 10% 左右, 而提前 2 个月对小麦产量预测则会有较大的偏差。国外学者采用 EnKF 和多目标优化算法实现了遥感与模型的多参量同化, 并取得了比单变量同化更高的估算精度^[20-21]。我国学者在卫星遥感与作物模型 EnKF 同化的产量预测研究还处于起步阶段, 与国外相比还有一定差距, 相关研究成果鲜为报道。

本文针对研究区 MODIS-LAI 数据产品偏低的情况, 通过融合实测冬小麦 LAI 数据和 MODIS-LAI 趋势信息修正 MODIS-LAI 产品数据。在 WOFOST 作物模型标定和区域化的基础上, 采用 EnKF 算法同化修正后的 MODIS-LAI 与 WOFOST 模拟的 LAI, 并将同化后获得的最优 LAI 重新驱动 WOFOST 模型估算区域冬小麦产量, 最后分析了同化模型的效率与精度。以期区域尺度的高精度作物估产提供参考。

1 材料和方法

1.1 研究区

本文选取河北省东南部的衡水地区作为研究区, 该地区是河北省冬小麦主要种植区之一。衡水地区种植模式主要为冬小麦与夏玉米轮作模式。冬小麦播种时间一般为 10 月中旬, 出苗大约在播种后 8~10 d, 12 月上旬进入越冬期, 返青期在次年 3 月初, 拔节期在 3 月下旬, 4 月份孕穗开花期, 5 月份进入抽穗灌浆期, 6 月上旬收割。由于衡水市纬度跨度较小, 不同区域的冬小麦的生育期较为相近, 北部比南部略晚。研究区如图 1。

1.2 田间实测数据

田间观测试验主要针对研究区冬小麦生育期内的主要农学与生物学参数进行采样观测。观测项目主要包括调查时间、作物品种、作物长势、植株高度以及利用差分全球定位系统 (GPS) 记录样点的地理位置, 利用植物冠层分析仪 LAI-2000 测量冬小麦关键生育期 (出苗期、返青期、开花期) 的 LAI, 以及利用土壤水分快速测试仪

TSC-I 测量样本点 0~10 cm 的土壤含水量, 并收集了 2007—2008 年的官方统计产量数据。



图 1 衡水地区冬小麦叶面积指数 (LAI) 实测样点分布图

Fig.1 Field LAI sample sites in Hengshui district

1.3 作物生长模型

作物模型采用荷兰 Wageningen 大学 Alterra 研究所开发的 WOFOST 模型, 该模型对作物生长过程描述是通用的, 可以通过修改作物参数模拟不同作物, 其普适性已经得到了基本肯定。WOFOST 模型根据气象和土壤条件模拟作物根、叶、茎、穗生物量及土壤水分动态变化。根据入射辐射强度与 LAI 决定冠层接受的辐射能量, 光合作用生成的碳水化合物, 除去维持呼吸作用消耗部分, 剩余部分生成作物干物质。干物质依据不同物候期的分配因子分配到根部, 茎, 叶片和存储器官。WOFOST 主要有 3 种运行模式: 潜在模式, 水分胁迫模式和养分胁迫模式。在该文中我们采用了潜在模式与水分胁迫模式。

1.3.1 作物模型标定

为了使 WOFOST 准确模拟本研究区的冬小麦的生长过程, 需要对模型参数进行标定。本研究采集了衡水地区农业气象站点的冬小麦播种期, 播种到出苗的积温等信息, 以及野外实测的冬小麦关键物候期 (返青-拔节-抽穗-乳熟) 的 LAI 值。土壤参数主要实测了田间持水量、凋萎系数、饱和含水量等。采用优化算法 (fortran simulation environment optimization, FSEOPT) 对作物的敏感参数 (比叶面积 (specific leaf area, SLA) 和叶片衰老系数 (life span of leaves growing at 35 °C, SPAN) 重新进行标定。最终使得 WOFOST 模型能准确模拟冬小麦生长发育和产量形成过程。

1.3.2 模型参数的区域化

WOFOST 作物模型运行需要的参数包括气象数据、土壤参数、作物参数等。研究中采用衡水地区气象站点 2007—2008 年统计的逐日最高气温、最低气温、辐射量、

降水量, 风速, 水气压等数据, 对以上 6 个气象要素进行反距离权重 (inverse distance weighting, IDW) 插值, 形成模型模拟所需的研究区内 1 km 分辨率的 136×162 大小的栅格格式气象数据。空间化的作物参数包括播种期, 出苗到开花积温 (TSUM1) 和开花到成熟积温 (TSUM2), 也通过空间插值的方法生成区域上的图像数据。

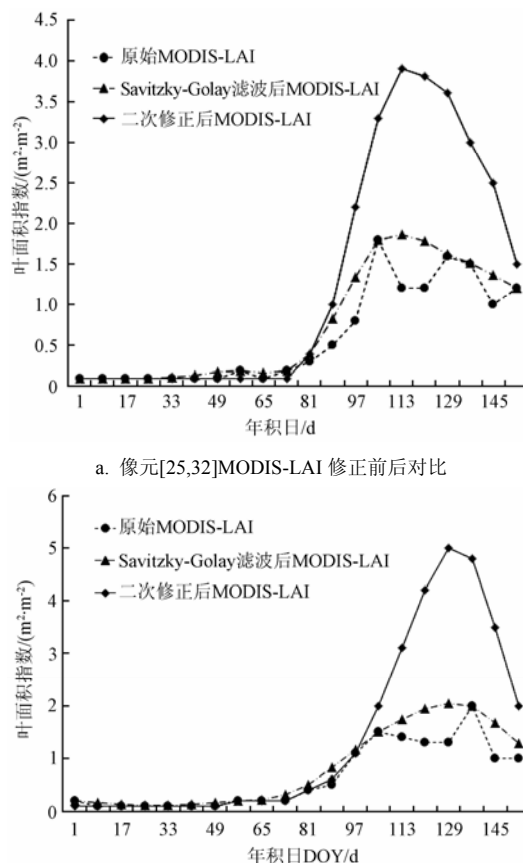
1.4 修正 MODIS-LAI 数据产品

遥感观测数据采用 2007—2008 年 8 d 合成的 MODIS LAI 数据产品 MOD15A2。利用 MODIS 提供的 MODIS 重投影工具 (MODIS reprojection tool, MRT) 工具进行几何校正, 将 MODIS-LAI 从 UTM 投影转换为 Albers 等面积投影, 生成空间分辨率为 1 km, 图像大小为 136×162 个像元的栅格数据。通过衡水地区同时相的 Landsat TM 数据监督分类提取冬小麦种植区与 MODIS-LAI 进行叠加获得冬小麦种植区域的像元。

遥感数据由于云层, 水汽, 气溶胶等的影响, 会造成 MODIS-LAI 的数据缺失。为此需要对数据产品进行去噪处理, 剔除异常数据。该研究采用 Savitzky-Golay (S-G) 滤波方法剔除云污染, 获取原有数据的上包络线, 还原了冬小麦生育期内时空连续的 LAI 数据。通过河北地区冬小麦田间观测试验发现, 冬小麦的 MODIS-LAI 整体上低于实测值 60% 左右, 成熟期实测值为 5~7 左右, 而 MODIS-LAI 为 2~3。河北地区冬小麦 MODIS-LAI 较实测值偏低, 可归因于 MODIS 数据 1 km 尺度混合像元造成的系统误差。因此, 直接同化 S-G 滤波后的 MODIS-LAI 产品数据难以产生较好的结果。为进一步消除 S-G 滤波后的 MODIS-LAI 的系统误差, 该文提出了融合实测 LAI 样本点数据和 MODIS 趋势数据的修正方法。具体过程如下, 在 S-G 滤波后的 MODIS-LAI 曲线上找出有实测数据的日期 t 的 LAI 值 (LAI_t) 与实测 LAI 值 (LAI_m) 之间的关系 α ($\alpha=LAI_m/LAI_t$), 然后使用 α 去调整 (± 3) 内 MODIS-LAI 的数据: $LAI'_t=LAI_t \times \alpha$ 。调整完成后再采用 Logistic 方程来拟合 LAI 变化曲线, Logistic 基本公式如下

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

式中, t 是 MODIS-LAI 时间序列的索引, $y(t)$ 是 t 时间对应的 LAI 值, a 和 b 是拟合参数, c 是最大 LAI 值, 而 d 为 LAI 初始值, 即 LAI 时间序列中的第 1 个值。由于 Logistic 函数是单调的, 不能拟合出 LAI 先增后减的变化规律, 为此我们对曲线最高点的两侧运用不同的方程进行拟合。拟合后的 LAI 曲线前段趋近于初始值 d , 同时会散失 MODIS-LAI 的趋势信息, 在研究中年积日 (Day of Year, DOY) 第 80 天之前的 LAI 仍采用了拟合之前的数据。图 2a 和图 2b 显示经过 2 次修正后的 LAI 变化对比图。2 次修正后的 MODIS-LAI 数值逼近实测值, 同时保留了原始数据趋势信息。图 3a 和图 3b 分别是研究区内 2008 年 DOY 第 121 天 MODIS-LAI 修正前后的概率密度分布图。在分布区间上, 修正之前 LAI 主要集中在 2.0 以下, 而修正后的数据主要位于 4~6 之间, 且基本符合正态分布。

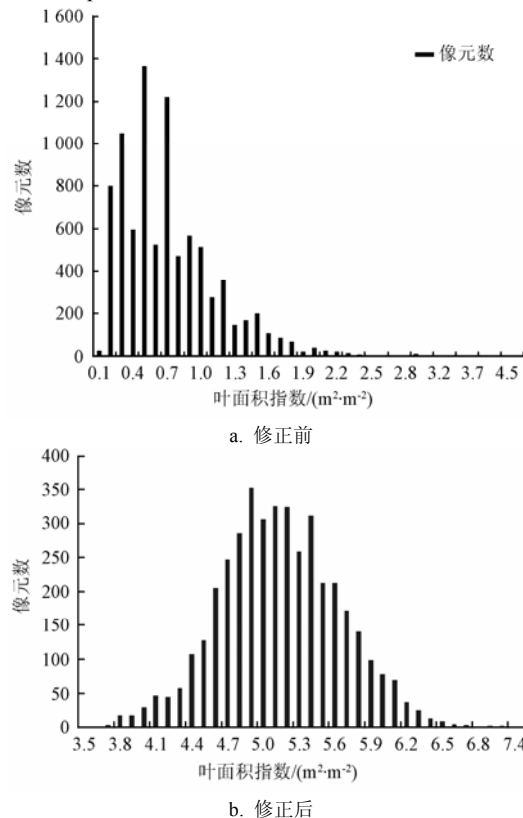


a. 像元[25,32]MODIS-LAI 修正前后对比

b. 像元[80,106]MODIS-LAI 修正前后对比

图 2 MODIS-LAI 修正前后对比图

Fig.2 Comparison of MODIS-LAI before and after correction



a. 修正前

b. 修正后

图 3 MODIS-LAI 修正前后概率分布图 (DOY=121)

Fig.3 Probability density distribution of MODIS LAI before and after correction

2 MODIS-LAI 与 WOFOST-LAI 的 EnKF 数据同化

2.1 EnKF 原理

EnKF 采用集合预报的方式, 用观测矩阵的概率分布初始化模型, 并同步预报, 以得到预报结果的概率分布, 误差分析依赖于预报结果的集合得出。EnKF 是最优递归资料处理方法之一。

其原理如下: 假设 t 时刻有 1 个状态预报集合

$$B_t = HA_t + v_t \quad (2)$$

$$A_t^f = MA_{t-1}^a + w_t \quad (3)$$

$$A_t^a = A_t^f + K_t(B_t - HA_t^f) \quad (4)$$

式中, H 是观测算子, M 是状态变换方程, B_t 是观测集合, A_t^f 是预报状态集合, A_t^a 是分析状态集合, v_t 是测量噪声, w_t 是过程误差。 K_t 是卡尔曼增益矩阵又称权重矩阵, 表示观测数据的权重。 K_t 的计算方法如下

$$\bar{a}_t^f = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N a_{i,t}^f \quad (5)$$

$$\bar{b}_t = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N b_{i,t} \quad (6)$$

$$P_t^f = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (a_{i,t}^f - \bar{a}_t^f) \cdot (a_{i,t}^f - \bar{a}_t^f)^T \quad (7)$$

$$R_t = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (b_{i,t} - \bar{b}_t) \cdot (b_{i,t} - \bar{b}_t)^T \quad (8)$$

$$K_t = P_t^f H^T (H P_t^f H^T + R_t)^{-1} \quad (9)$$

$$HP_t^f H^T = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N [H(a_{i,t}^f) - H(\bar{a}_t^f)] \cdot [H(a_{i,t}^f) - H(\bar{a}_t^f)]^T \quad (10)$$

其中, $a_{i,t}^f$ 是 t 时刻预报集合中的 1 个状态, $b_{i,t}$ 表示 t 时刻的 1 个观测状态, \bar{a}_t^f 是 t 时刻预报集合的均值, \bar{b}_t 是 t 时刻观测集合的均值, P_t^f 是表示 t 时刻的预报集合的方差, R_t 表示 t 时刻观测集合的方差, N 为集合大小, H^T 是 H 的转秩。

从公式 (9) 可以看出, 当 P 增大即预报集合的协方差增大时, 增益因子 K_t 随之增大, 最优估计值向观测值靠拢。 R 增大, 观测值准确度下降, K_t 减小, 同化结果趋近于预报值。

2.2 同化方法

2.2.1 产量预测同化流程图

针对研究区 MODIS-LAI 数据产品偏低的实际问题, 通过融合实测冬小麦 LAI 数据和 MODIS-LAI 趋势数据, 修正 MODIS-LAI 产品数据。在 WOFOST 作物模型标定和空间化的基础上, 采用 EnKF 同化修正后的 MODIS-LAI 与 WOFOST 模拟的 LAI 获得的最优 LAI, 并以此重新驱动 WOFOST 模型逐个像元估算冬小麦产量, 以形成区域尺度的冬小麦产量。最后采用统计数据评估了同化模型的精度和适用性。产量预测流程见图 4。

2.2.2 同化 LAI

该文中 LAI 为 EnKF 同化状态变量, 观测数据使用修正后的 MODIS-LAI, 观测算子 $H=1$ (观测值即为同化变量), 状态变换方程 M 是 WOFOST 模型中 LAI 非线

性计算公式。观测集合和第 1 次的 LAI 预报集合是通过给 LAI 添加扰动集合生成, 之后的预报集合通过 WOFOST 模型前向运行获取。在 WOFOST 模型不同发育阶段的 LAI 的计算方法如下

$$\text{指数增长阶段: } LAI_t = LAI_{t-1} + L_{exp,t} \times \Delta T \quad (11)$$

$$\text{养分限制阶段: } LAI_t = LAI_{t-1} + L_{sc,t} \times \Delta T \quad (12)$$

其中, $L_{exp,t}$ 为指数增长阶段单位时间内 LAI 的增长率; $L_{sc,t}$ 为养分限制阶段单位时间内 LAI 的增长率; ΔT 为时间间隔; LAI_t 为 t 时刻的 LAI; $L_{exp,t}$ 和 $L_{sc,t}$ 又与 $t-1$ 时刻的 LAI 存在联系, 因此 t 时刻的 LAI 可以用公式 $LAI_t = F(LAI_{t-1}, A_1, A_2, \dots, A_n)$ 来表示 (A_i 是除 LAI 之外的其他参数)。

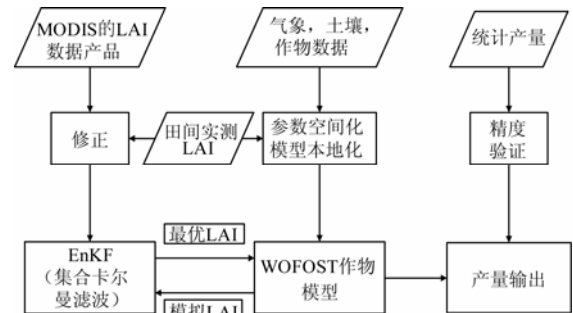


图4 冬小麦产量预测流程图

Fig.4 Flowchart of winter wheat yield forecasting with data assimilation

LAI 同化的具体流程: 对于每一个冬小麦种植区像素点, 将该点的土壤、气候、作物数据和驱动数据输入 WOFOST 模型, 从冬小麦播种期为起点开始运行。模型运行到第 1 次引入观测数据日期 (该年为 2008 年 DOY 第 53 天), 对 WOFOST 模拟的 LAI 进行扰动, 生成 1 个预报集合 $MLAI\{mLAI_1, mLAI_2, \dots, mLAI_N\}$ 。如果 t 时刻存在观测数据, 则对观测数据添加 1 个扰动集合, 生成 1 个大小与 WOFOST 模型模拟 LAI 集合相同的集合 $OLAI\{OLAI_1, OLAI_2, \dots, OLAI_N\}$, 并使用 EnKF 对预报集合和观测集合进行同化, 将同化后的 LAI 集合 $\{LAI_1, LAI_2, \dots, LAI_N\}$ 代入 WOFOST 模型进行下一时刻的运行。如果没有观测数据, 则 WOFOST 模型直接运行到下一时刻。重复上述过程直到冬小麦成熟期。 t 时刻的 LAI 集合 $\{LAI_1, LAI_2, \dots, LAI_N\}$ 的均值, 即为该时刻的 LAI 最优估计值。在 EnKF 同化过程中, 每个 EnKF 成员都是独立运行。

观测集合扰动: 由于原始 MODIS-LAI 数据经过修正后, 其数值大小与实际数值的关系已经稳定。在研究中, 给定的观测方差是在 1 个区间 (10%~20%) 内随机变化的。集合大小设置: 在 EnKF 同化过程中, 集合大小对同化结果和效率有着重要影响。研究中通过设置不同的集合成员大小 (10, 30, 50, 90, 150) 来分析集合成员大小与 LAI 同化结果以及最终产量的关系。同化步长 (即相邻 2 次同化的时间间隔) 大小对同化结果同样有着较大的影响。为此, 研究中设计了不同的同化步长 (1, 4, 8, 16) 评估对同化模型的精度影响。针对同化过程中可能产生的滤波发散问题 (卡尔曼增益 K 趋近 0, 同化结

果完全偏向模型模拟), 该研究中采用类似 Lin^[12]的方法, 通过设计 1 个膨胀系数 E_i 来调整公式 (7) 中 P_i^f 的大小, 增大预报集合的方差。最后将同化后的 LAI 作为参数, 重新代入驱动 WOFOST 模型, 逐像元计算获得区域冬小麦产量。

3 EnKF 同化结果

3.1 单点尺度同化结果

图 5 显示了 WOFOST 潜在模式下单点同化步长为 4 天, 集合大小分别为 50、90 的 EnKF-LAI 数据同化结果。与 WOFOST-LAI 相比, 同化后的 LAI 曲线, 符合冬小麦越冬期间由于叶片死亡造成 LAI 下降趋势实际情况。LAI 同化结果表明, 同化开始后 LAI 曲线逐步下降并逐渐趋向观测数据, 在 DOY 第 76 天左右观测数据与同化后的 LAI 最为接近, 而之后模拟的 LAI 小于观测数据直到 DOY 第 126 天。不同集合大小对 LAI 曲线影响主要体现在同化后 LAI 与观测数据的距离, 从图 5 可以看出, 集合大小越大, 同化后的曲线距观测数据越远, 造成这一现象的主要原因是预报集合方差的计算 (公式 (7) 和 (10)), 不同集合大小的预报集合的误差是相近的, 集合大小越大, 方差越小, 同化结果越偏离观测数据。

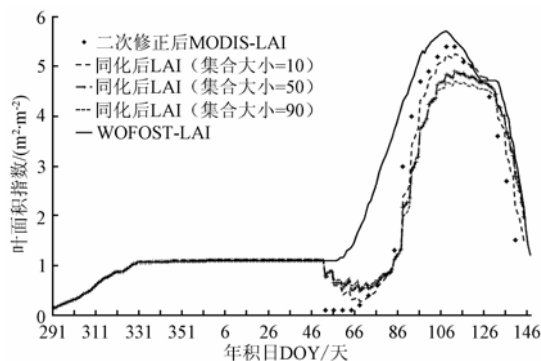


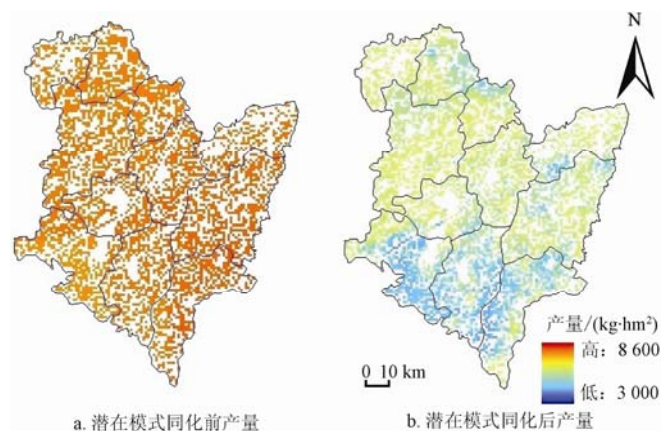
图 5 不同集合大小的 EnKF 同化的时序 LAI 曲线对比
Fig.5 Comparison of EnKF assimilated LAI profile with various ensemble size in potential level

3.2 区域产量预测精度分析

图 6 和图 7 分别显示 WOFOST 潜在模式与水分胁迫模式下, 集合大小为 50, 同化步长为 4 d 的 EnKF 同化前后的产量对比图。WOFOST 的潜在模式假设作物生长的各项条件都处于理想状态, 在作物参数相似的情况下, 产量都很接近, 并且高于实际值。水分胁迫模式下, 因只考虑了水分胁迫对作物生长的影响, 而在实际研究中又缺少农田灌溉数据, 模型模拟需要的土壤水分含量不确定性较大, 模拟的最终产量低于统计数据。

MODIS-LAI 与 WOFOST 模型模拟 LAI 同化后, 在潜在模式和水分胁迫模式下产量预测精度有显著提高。潜在模式同化后的产量的空间分布趋势更加符合实际状况, 即为西南部产量较低, 东北部较高。水分胁迫模式下, 同化后的产量在绝对数值上更接近统计数据, 但是空间区域分布差异不明显。从同化模型的精度上分析, 同化后的预测产量与统计产量更为接近。潜在模式下,

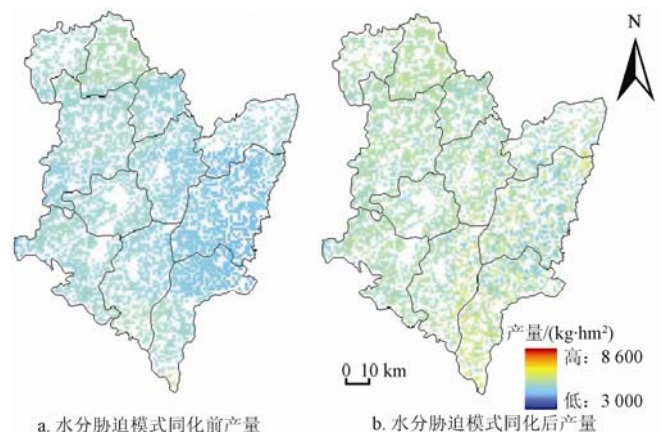
均方根误差 (RMSE) 由 2 480 kg/hm² 下降到 880 kg/hm², 决定系数 (R^2) 从 0.13 提高到 0.38。水分胁迫模式下, RMSE 由 1 320 kg/hm² 下降到 860 kg/hm², R^2 由 0.20 上升到 0.45。水分模式同化后产量预测精度比潜在模式更高。



注: 集合大小为 50, 同化步长为 4 d。

图 6 作物模型潜在模式 EnKF 同化前后产量对比图

Fig.6 Estimated yield without and with EnKF assimilation in potential level of crop growth model



注: 集合大小为 50, 同化步长为 4 d。

图 7 作物模型水分胁迫模式 EnKF 同化前后产量对比图

Fig.7 Estimated yield without and with EnKF assimilation in water-limited level of crop growth model of crop growth model

4 结 论

本研究采用集合卡尔曼滤波算法同化修正后的 MODIS 反演的叶面积指数与 WOFOST 模型模拟叶面积指数, 有效地提高了区域粮食产量预测的精度。研究表明, 无论采用 WOFOST 模型的潜在模式或水分胁迫模式, 集合卡尔曼同化后的区域产量预测精度都比未同化有显著提高。水分胁迫模式同化模型取得了比潜在模式更高的精度。表明遥感信息与作物模型的集合卡尔曼滤波同化在区域尺度产量预测上具有广阔的应用潜力。

基于时序 MODIS 反演叶面积指数与作物模型同化的误差与不确定性有多个方面, 主要包括时间序列遥感数据、作物模型关键输入参数和数据同化算法的误差。其中作物模型中的气象、土壤、作物与管理参数的误差都会对同化模型结果产生较大影响。该研究中使用的区域尺度气象数据是通过反距离权重插值方法获得。由于

降水等要素不具有空间连续分布的属性,插值方法会带来较大误差,今后尝试热带测雨任务卫星(Tropical Rainfall Measuring Mission satellite: TRMM)数据获得区域面上的降水空间分布,并探讨其对同化模型的影响精度。

在本研究中,叶面积指数是遥感与作物模型集合卡尔曼滤波同化的唯一状态变量,这种模式难以完整刻画作物受光/温/水/肥不同要素相互作用的产量形成机理过程。基于多源遥感数据反演的多变量(叶面积指数、蒸散发和土壤水分)的集合卡尔曼滤波同化必将进一步提高区域作物产量预测精度,也将成为未来遥感与作物模型同化研究重点。

[参 考 文 献]

- [1] 姜浩.基于作物模型同化遥感物候信息的冬小麦估产方法研究[D].成都:电子科技大学,2011.
Jiang Hao. Research on the winter wheat yield estimation by assimilating remotely sensed data into the crop growth model. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China.2011. (in Chinese with English abstract)
- [2] 陈劲松,黄健熙,林琤,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(suppl): 173—183.
- [3] 杨鹏,吴文斌,周清波,等.基于作物模型与叶面积指数遥感影像同化的区域单产估测研究[J].农业工程学报,2007,23(9):130—136.
Yang Peng, Wu Wenbin, Zhou Qingbo, et al. Assimilating remotely sensed LAI into GIS-based EPIC model for yield assessment on regional scale[J]. Transactions of the CSAE, 2007, 23(9): 130—136. (in Chinese with English abstract)
- [4] Xu W, Jiang H, Huang J. Regional crop yield assessment by combination of a crop growth model and phenology information derived from MODIS[J]. Sensor Letters, 2011, 9(3): 981—989.
- [5] Jiang Hao, Xu Wenbo, Huang Jianxi, et al. Winter wheat yields assessment using data assimilation method combined MODIS-LAI and SWAP model[C]// IEEE Geoscience and Remote Sensing Society, IGARSS. Chengdu: Inst of Geo-Spatial Inf Sci and Technol, University of Electron Sci and Technol of China, 2010: 2135—2138.
- [6] Fang H, Liang S, Hoogenboom G, et al. Corn-yield estimation through assimilation of remotely sensed data into the CSM-CERES-Maize model[J]. International Journal of Remote Sensing, 2008, 29(10): 3011—3032.
- [7] 闫岩.基于定量遥感产品和作物生长模型同化的农作物长势监测与估产方法研究[D].北京:中国科学院遥感应用研究所,2006.
Yan Yan. Study on Crop Growth Monitoring and Yield Prediction by Assimilation of Quantitative Remote Sensing Product and Crop Growth Model[D]. Beijing: Institute of Remote Sensing Applications Chinese Academy of Science, 2006. (in Chinese with English abstract)
- [8] 秦军,阎广建,刘绍民,等.集合卡尔曼滤波在遥感反演地表参数中的应用:以核驱动模型反演BRDF为例[J].中国科学:地球科学,2005,35(8):790—798.
Qin Jun, Yan Guangjian, Liu Shaomin, et al. The application of Ensemble Kalman Filter in retrieving land surface parameters with remote sensing: Using Kernel-Driven model retrieve BRDF[J]. Sci China Earth Sci, 2005, 35(8): 790—798.
- [9] Liang S. Advances in Land Remote Sensing: System, Modeling, Inversion and Applications. USA: Springer Science Business Media BV, 2008: 319—339.
- [10] Evensen G. The ensemble kalman filter: The oretical formulation and practical implementation[J]. Ocean Dynamics, 2003, 53(4): 343—367.
- [11] Bach H, Mauser W, Schneider K. The use of radiative transfer models for remote sensing data assimilation in crop growth models[C]// 4th European Conference on Precision Agriculture. Berlin, Germany, 2003.
- [12] Lin C, Wang Z, Zhu J. An Ensemble Kalman Filter for severe dust storm data assimilation over China[J]. Atmospheric Chemistry and Physics Atmos, 2008, 8(11): 2975—2983.
- [13] Doraiswamy P C, Hatfield J L, Jackson T J, et al. Crop condition and yield simulations using LANDSAT and MODIS[J]. Remote Sensing of Environment, 2004, 92(4): 548—559.
- [14] Dorigo W A, Zurita-Milla R, de Wit A J W, et al. A review on reflective remote sensing and data assimilation techniques for enhanced agroecosystem modeling[J]. International journal of applied earth observation and geoinformation, 2007, 9(2): 165—193.
- [15] 黄春林,李新.基于集合卡尔曼滤波的土壤水分同化实验.高原气象[J].2006,25(4):665—671.
Huang Chunlin, Li Xin. Experiments of soil moisture data assimilation system based on the Ensemble Kalman Filter[J]. Plateau Meteorology, 2006, 25(4): 665—671.
- [16] Komma J, Bloschl G, Reszler C. Soil moisture updating by Ensemble Kalman Filtering in real-time flood forecasting[J]. Journal of Hydrology, 2008, 357(3): 228—242.
- [17] Crow W T, Wood E F. The assimilation of remotely sensed soil brightness temperature imagery into a land surface model using Ensemble Kalman filtering: A case study based on ESTAR measurements during SGP97[J]. Advances in Water Resources, 2003, 26(2): 137—149.
- [18] de Wit A J W, Van Diepen C A. 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.

- [19] Vazifedoust M, Van Dam J C, Bastiaanssen W G M, et al. Assimilation of satellite data into agrohydrological models to improve crop yield forecasts[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2011, 30(10): 2523—2545.
- [20] Mangiarotti S, Mazzega P, Jarlan L, et al. Evolutionary bi-objective optimization of a semi-arid vegetation dynamics model with NDVI and σ_0 satellite data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(4): 1365—1380.
- [21] Valentijn R, Pauwels N, Niko E C. 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(4): 17—21.

Regional winter wheat yield forecasting based on assimilation of remote sensing data and crop growth model with Ensemble Kalman method

Huang Jianxi¹, Wu Sijie², Liu Xingquan², Ma Guannan¹, Ma Hongyuan¹, Wu Wenbin³, Zou Jinqiu³

(1. College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China; 2. School of Geosciences and Information-Physics, Central South University, Changsha 410083, China; 3. Institute of Agricultural Resources and Regional Planning, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100081, China)

Abstract: Regional crop production prediction is a significant component of national food security assessment. Remote sensing has the advantage of acquiring soil surface and crop canopy radiation information, however it is hard to reveal the inheritance mechanism of crop growth and yield formation. Crop growth models based on the crop photosynthesis, transpiration, respiration, nutrition are successfully applicable for yield forecasting in simple point scale, however, they are hampered by the deriving of regional crop key input parameters. Data assimilation method which combines crop growth model and remotely sensed data has been proved the most potential approach in regional yield estimation. Hengshui district was taken as the study area. Based on the calibration and regional of WOFOST, the WOFOST model had been used to express the characteristic of time series LAI in crop growth season. To solve the system errors of MODIS-LAI due to the mixed pixels effect, the corrected MODIS-LAI was implemented by combining the field measured LAI data and the MODIS-LAI temporal trend information. Time-series LAI was assimilated through combined corrected MODIS-LAI and WOFOST simulated LAI from green-up to heading stage with EnKF algorithm. The assimilated optimal LAI was used to drive the WOFOST model per-pixel to estimate the regional yield. The results indicated that the precision of yield forecasting was obviously improved with EnKF assimilation, compared with the statistical yield, the coefficient of determination was improved from 0.10 to 0.45 and RMSE was reduced from 2 480 kg/hm² to 860kg/hm². The results showed that assimilation of the remotely sensed data into crop growth model with EnKF can provide a reliable approach for prediction regional crop yield and had great potential in agricultural applications. The research can provide an important reference value for the regional crop production estimation.

Key words: remote sensing, models, estimation, data transformation, EnKF, data assimilation