

基于 LAI 时间序列重构数据的冬小麦物候监测

刘峻明, 李曼曼, 王鹏新, 黄健熙

(中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083)

摘要: 农作物物候信息对农作物长势监测和估产具有重要意义。该文以河北省中南部冬小麦为研究对象, 以叶面积指数 (LAI, leaf area index) 为同化量, 采用重采样粒子滤波算法同化 WOFOST (world food studies) 作物生长模型和遥感观测 LAI, 重构 LAI 时间序列数据, 基于重构数据提取冬小麦返青期、抽穗期和成熟期等关键物候期。重构结果表明, 重构的 LAI 具有良好的时间连续性和空间连续性, 可减缓 WOFOST 作物模型 LAI 变化剧烈程度, 峰值出现时间与遥感 LAI 曲线基本同步, 且可一定程度上解决遥感观测 LAI 数值整体偏低和数据缺失的问题。物候期监测结果表明, 在空间分布上与冬小麦实际生长状况基本相符, 时间上也较为合理, 但因在返青期存在 LAI 高初始值、成熟期存在 LAI 下限不确定性等问题致使在具体日期存在偏差。

关键词: 遥感, 监测, 数据处理, 物候, 叶面积指数, 重采样粒子滤波, 冬小麦

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2013.19.015

中图分类号: S127; TD79

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2013)-19-0120-10

刘峻明, 李曼曼, 王鹏新, 等. 基于 LAI 时间序列重构数据的冬小麦物候监测[J]. 农业工程学报, 2013, 29(19): 120-129.

Liu Junming, Li Manman, Wang Pengxin, et al. Monitoring of phenology by reconstructing LAI time series data for winter wheat[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2013, 29(19): 120-129. (in Chinese with English abstract)

0 引言

农作物物候信息是农业生产、田间管理、计划决策等的重要依据, 也是作物模拟模型的重要参数。在农作物的长势监测和估产中引入物候信息, 能够获得更加准确的研究结果。冬小麦是中国主要的粮食作物之一, 冬小麦关键物候期的提前或推迟是冬小麦对气候条件变化和生产管理措施的直接响应^[1-2], 对实现冬小麦长势监测具有重要意义。

遥感技术具有大范围、全空间覆盖和连续时间序列等优点, 能反映地面植被季节性生长发育的过程及其年际变化等特点, 可作为估计地面宏观植物物候变化的依据^[2-3]。许多研究人员利用 NDVI (normalized difference vegetation index) 归一化植被指数、LAI 等指数的时间序列进行植物物监测研究^[4-9], 但由于遥感产品存在时间和空间不连续的问题, 影响了物候期等参量的反演精度, 数据同化方法可以结合遥感观测模型、作物模型和传统经验模型的优势, 是提高反演精度的可能的有效途径

之一^[10-11]。LAI 是可通过遥感反演获取的参数, 也是传统农学方法可直接获取的参数, 同时也是作物模型可计算得到的参数, 因而在许多同化算法中被用作连接各模型的桥梁, 通过同化一方面可获取时间连续的 LAI^[12-15], 另一方面还可进一步进行作物长势、产量预测等研究^[16-17]。现有同化方法大多采用以集合卡尔曼滤波为代表的非线性顺序同化法^[14], 适用于非线性的高斯随机系统。粒子滤波是从 20 世纪 90 年代中后期发展起来的一种新的滤波算法, 其基本思想是用随机样本来描述概率分布, 适用于非线性非高斯随机系统^[18-19], 近年来, 许多学者将粒子滤波应用于目标跟踪问题上, 取得优于卡尔曼滤波的效果^[20-22]。为了解决遥感数据时空不连续问题, 提高 LAI 反演精度, 本文尝试引入重采样粒子滤波算法同化 WOFOST 作物生长模型和遥感观测 LAI 数据, 以粒子模拟复杂的作物生长随机过程, 重构时间和空间连续的 LAI 时间序列数据, 并利用重构的 LAI 时间序列数据进行研究区冬小麦关键物候期的监测。

1 研究区概况与数据来源

1.1 研究区概况

本文选取河北省中南部冬小麦种植区为研究区, 该地区为河北省冬小麦重要种植区, 小麦总面积约 130 万 hm^2 , 约占河北总小麦种植面积的 50%

收稿日期: 2012-09-12 修订日期: 2013-08-12

基金项目: 科技部“十二五”支撑计划项目 (2012BAD20B01-03); 中央高校基本科研业务费专项资金项目 (2011JS147)。

作者简介: 刘峻明 (1972—), 男, 江西人, 副教授, 主要从事地理信息系统和定量遥感研究。北京 中国农业大学信息与电气工程学院, 100083。Email: liujunming2000@gmail.com

左右。该区包括衡水市、沧州市，邢台市和邯郸市大部以及廊坊市、保定市的一部分，小麦生育期间年降水量 120~140 mm，越冬负积温为 -220~-250℃， ≥ 0 积温量为 2 220℃左右，无霜期为 180~190 d。

1.2 数据来源

研究中使用的遥感数据为 MODIS L4 级标准数据产品 MOD15A2，数据内容为 8 d 合成的叶面积指数 LAI，包括 h26v04、h26v05、h27v04、h27v05 共 4 幅，分辨率为 1 km，时间为 2001—2010 年，经合并、投影转换、裁剪后，利用河北省土地利用栅格图提取河北省中南部冬小麦种植区。研究收集了河北省中南部 11 个气象站点多年气象数据，包括逐日最高温度、最低温度、总辐射、降水量、水汽压、风速等要素值。气象数据主要用作 WOFOST 模型输入参数，按照作物模型需要的格式建立气象要素数据文件。分析和验证参考资料主要来自“中国气象科学数据共享网” (<http://cdc.cma.gov.cn/>) 提供的《中国农作物生长发育和农田土壤湿度旬值数据集》、河北省气象局发布历年农业气象旬报以及部分 2008 年地面调查获取的实测数据，地面调查点位置采用 GPS 方法定位。

2 研究方法

2.1 所用模型

论文采用荷兰瓦根宁农业大学和世界粮食研究中心共同开发研制的 WOFOST 作物生长模型为动态模型，可模拟特定土壤和气候条件下一年生作物的生长发育动态过程，可输出每日各器官生物量、LAI 等作物状态参数^[23-24]。该模型有 3 种运行模式：潜在模式，水分胁迫模式和养分胁迫模式。潜在模式是假定水分条件充分满足的模式，水分胁迫模式是根据实际提供的降雨和灌溉数据运行的模式。本文使用气象站提供的降水资料作为输入，不考虑灌溉，因此选择 WOFOST 模型的水分胁迫模式进行冬小麦生长模拟。

本文对作物模型中的关键作物生长参数和土壤参数进行调整，使其能用于模拟河北省水分胁迫模式下冬小麦生长过程^[25-26]。WOFOST 模型的作物生长参数通过参考文献取值，或根据试验资料计算或查阅文献获得参数可能的取值范围^[17,25-26]，采集农业气象站点信息，通过 FSEOPT 优化程序结合当地经验资料计算确定，主要参数见表 1。

2.2 LAI 时间序列重构算法

遥感技术反演的 LAI 产品从空间上能反映区域冬小麦生长状况的相对差异特征，从时间上多时相的 LAI 可以较为真实准确的反映冬小麦生长发育的

时间变化特征。但由于混合像元等原因，遥感反演 LAI 产品与实际 LAI 相比存在明显的偏低现象，在有云污染情况下，还存在数据质量偏低甚至缺失的情况，这些因素都影响对冬小麦生长状况的准确判断和评价。作物模型从机理角度出发，利用作物生长参数和气象数据驱动模型，可以平滑地模拟作物生长发育状况，但由于作物生长是一个非常复杂的过程，受多种因素影响，而模型考虑的因素较为有限，模型模拟结果与实际生长情况相比会有偏差。通过数据同化方法可望利用两者的优势，同时回避各自的劣势，生成时空连续的与实际状况更为符合的 LAI 时间序列数据。

表 1 WOFOST 模型主要作物生长参数

Table 1 Main growth parameters of WOFOST

| 参数 Parameter | 定义 Definition | 取值 Value |
|-----------------|---|-------------|
| TBASEM | 出苗最低温度/℃ | 0 |
| TSUMEM | 播种到出苗的积温/(℃·d ⁻¹) | 115.8 |
| TEFFMX | 出苗最高有效积温/℃ | 30.0 |
| IDSL | 开花前作物生长是否依赖温度和日照时间 (0: 温度, 1: 日照, 2: 温度和日照) | 2 |
| DLO | 最佳日照时长/h | 14.0 |
| DLC | 关键日照时长/h | 8.0 |
| TSUM1 | 出苗到开花的积温/(℃·d ⁻¹) | 891.0 |
| TSUM2 | 开花到成熟的积温/(℃·d ⁻¹) | 672.0 |
| LAIEM | 出苗时叶面积指数 | 0.13 |
| SPAN | 温度达到 35℃ 后的叶片寿命/d | 27.0 |
| CVL | 干物质转化成叶片的效率/(kg·kg ⁻¹) | 0.740 |
| CVO | 干物质转化成贮存器官的效率/(kg·kg ⁻¹) | 0.380 |
| CVR | 干物质转化成根的效率/(kg·kg ⁻¹) | 0.694 |
| CVS | 干物质转化成茎的效率/(kg·kg ⁻¹) | 0.740 |
| Q10 | 温度变化 10℃ 时呼吸作用变化的速率/(kg·kg ⁻¹ ·d ⁻¹) | 2.0 |
| RML | 叶的维持呼吸作用速率/(kg·kg ⁻¹ ·d ⁻¹) | 0.025 |
| RMO | 贮存器官的维持呼吸作用速率/(kg·kg ⁻¹ ·d ⁻¹) | 0.009 |
| RMR | 根的维持呼吸作用速率/(kg·kg ⁻¹ ·d ⁻¹) | 0.010 |
| RMS | 茎的维持呼吸作用速率/(kg·kg ⁻¹ ·d ⁻¹) | 0.015 |

注：各器官的维持呼吸作用速率以 CH₂O 计。

Note: Maintenance respiration rate per plant organ is measured with CH₂O.

为重构冬小麦 LAI 时间序列，本文选用重采样粒子滤波同化算法耦合遥感观测信息和作物生长模型。重采样粒子滤波是一种用带权重的粒子来表示状态变量的状态后验分布，并在循环迭代中对粒子重采样的滤波同化方法，其采用粒子而不是函数形式对时间序列状态概率密度进行描述，因而适用于任意的非线性、非高斯系统^[18-19]。本研究以冬小麦 LAI 为状态变量，基于重采样粒子滤波的基本思想，采用 WOFOST 作物模型和遥感 LAI 数据建立状态转移方程和观测方程，建立 LAI 时间序列数据同化模型，重构 LAI 时间序列。WOFOST 作物模型可以模拟冬小麦的生长过程，LAI 是该模型运行

过程中的重要输入和输出参数,下一日的 LAI 输出值以前一日的 LAI 输入值为基础,因此,可将它简单看成是以 LAI 为自变量的非线性方程,在同化中作为 LAI 的状态转移方程。遥感 LAI 是整个遥感系统和 LAI 计算方法共同作用的结果,很大程度上反映了作物的实际生长状况,因此,遥感 LAI 可看成是对实际的作物 LAI 进行观测得到的结果,在同化中,遥感系统和 LAI 计算方法作为一个整体被看成是观测方程。

算法基本思想是,在预测阶段,粒子滤波器初始化产生粒子群,粒子群在状态空间中的概率分布逼近 LAI 时序数据的后验分布,依据状态转移方程(即 WOFOST 模型)对每一个粒子可得到一个预测粒子;在更新阶段,假定预测粒子 LAI 偏离实际值的状况符合正态分布,以正态分布的概率密度函数来计算预测粒子的权重值,如式(1)。

$$w_k(i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi \cdot u_k}} \times \exp\left(-\frac{\Delta^2}{2u_k}\right) \quad (1)$$

式中, $w_k(i)$ 表示 k 时刻第 i 个粒子的权重; u_k 表示系统噪声方差; Δ 是表示 k 时刻该粒子 LAI 预测值与实际值接近程度的量。根据权重公式,粒子预测值越接近实际值就能获得越高的权重,离实际值越远权重越低。平均每一个粒子的预测估计,得到 LAI 同化后的 LAI 值,见式(2)。

$$\hat{LAI}_k = \sum_{i=1}^N w_k(i) \cdot LAI_k(i) \quad (2)$$

式中, \hat{LAI}_k 表示 k 时刻 LAI 的同化值; N 表示粒子数目, $LAI_k(i)$ 表示 k 时刻 LAI 的第 i 个粒子。将同化后的 LAI 值反馈回 WOFOST 模型推动模型继续运行。根据粒子滤波算法特点,算法经过若干次迭代后,粒子权重的方差会随时间逐渐增大,使得少数粒子的权重很大,而大多数粒子的权重很小。为此,在算法中引入采用粒子重采样过程,去除低权重的粒子,复制高权重的粒子。以此按时间推进,迭代重复重构算法,最终得到 LAI 时间序列重构数据。

本文以 WOFOST 模拟值为 LAI 基准值,以方差确定粒子 LAI 的允许偏离范围,以粒子 LAI 的变化趋势作为权重设定标准,粒子 LAI 的变化趋势越接近遥感 LAI 的变化趋势,则权重越高,变化趋势以 LAI 时序曲线的一阶导数来表达。这样,在整个同化的过程中, LAI 的绝对值主要受 WOFOST 作物模型的影响,而其变化趋势则主要受遥感观测 LAI 的影响。本研究中,经多次比较和调整,将粒子滤波算法中的粒子数设定为 200,系统模型噪声方差和观测模型噪声方差均设为 0.2。

2.3 冬小麦遥感物候监测

冬小麦 LAI 同化过程采用 MODIS 8 d 合成 LAI 产品,将产品对应到 8 d 中的第 4 天,将冬小麦整个生长发育期内的 MODIS LAI 连接成时序曲线,以 2 点之间的斜率表示该时间段内 LAI 的变化趋势。将调整过的 WOFOST 模型参数和每年的日温度、日降水等实际气象资料输入模型,采用重采样粒子滤波算法得到同化后的 LAI 时序数据。根据同化后的 LAI 时间序列数据,结合 LAI 时序曲线特征和冬小麦物候期农学意义监测冬小麦的返青、抽穗和成熟期。

冬小麦进入返青期,叶片新长出 1~2 cm,反映到叶面积变化上即叶面积指数有小幅上升。遥感监测冬小麦返青期常采用阈值法或最大斜率法^[27-29]。研究区从第 0~70 天正处于冬小麦越冬阶段,从图 1 中可以看到,此期间模拟的 LAI 始终会保持在 0.4 左右的水平,而实际中越冬期间地上部分停止生长,甚至逐渐被冻死, LAI 会降到极低甚至接近于 0 的水平,说明 WOFOST 模型不能很好地模拟河北省冬小麦越冬阶段的 LAI 变化,返青后地上部分重新开始生长,越冬开始至返青初期, LAI 有逐渐降低到重新升高的小幅变化的过程。模型结果与遥感 LAI 的同化结果也基本保持在 0.4 左右,当 LAI 达到 0.4 的时候,实际上已经进入了返青期,显然在此无论阈值法和最大斜率法均不适于确定返青开始日期,为此,本文以重构的 LAI 曲线明显抬升的点作为进入返青期的日期。河北省冬小麦返青期开始时间一般为二月下旬至三月中旬,在返青初期,同化后的 LAI 虽然总体是上升趋势,但日连续变化过程存在着小幅度的波动。经多次模型试验并与历史资料比较,本文设定从二月下旬开始,当同化后的 LAI 值连续 3 d 增长,且增长值达到 0.04 时,即认为冬小麦进入返青期。

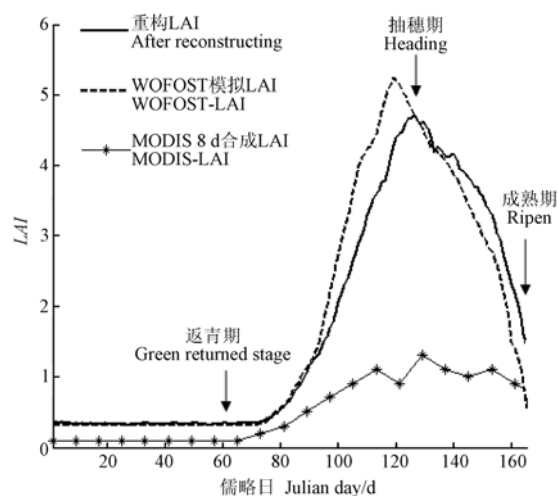


图1 LAI 时间序列曲线示意图
Fig.1 Sketch map of LAI time series

冬小麦返青后, 叶面积指数逐渐增大, 至抽穗期达到最大^[30], 之后迅速下降, 因此以 LAI 时序曲线最大值出现的日期作为抽穗期^[27]。河北省冬小麦抽穗期时间一般为 4 月下旬到 5 月上旬, 从图 1 的 LAI 曲线观察中可知, 重构 LAI 曲线的最大值对应时间点即在合理范围内。

河北省冬小麦成熟期时间一般为 6 月上旬到 6 月中旬, 依据冬小麦生长过程的时间特征, 利用阈值法监测冬小麦成熟期开始时间^[27]。通过不同阈值参数得到的结果与地面冬小麦生育期实测数据对比, 本文将冬小麦生长 LAI 曲线下降阶段, 距离

LAI 最小值为最大值与最小值间差值 20% 的时序点定义为冬小麦成熟期开始时间。

3 结果与分析

3.1 LAI 时间序列重构结果与分析

3.1.1 单点 LAI 时间序列重构结果

在保定地区、衡水地区、石家庄地区和邢台分别选取 4 个样点, 利用单点 LAI 时间序列重构算法, 得到 2008 年冬小麦约从返青期至生育期结束时间段内的 LAI 重构结果。其与模型模拟 LAI 和遥感 LAI 的曲线对比如图 2 所示。

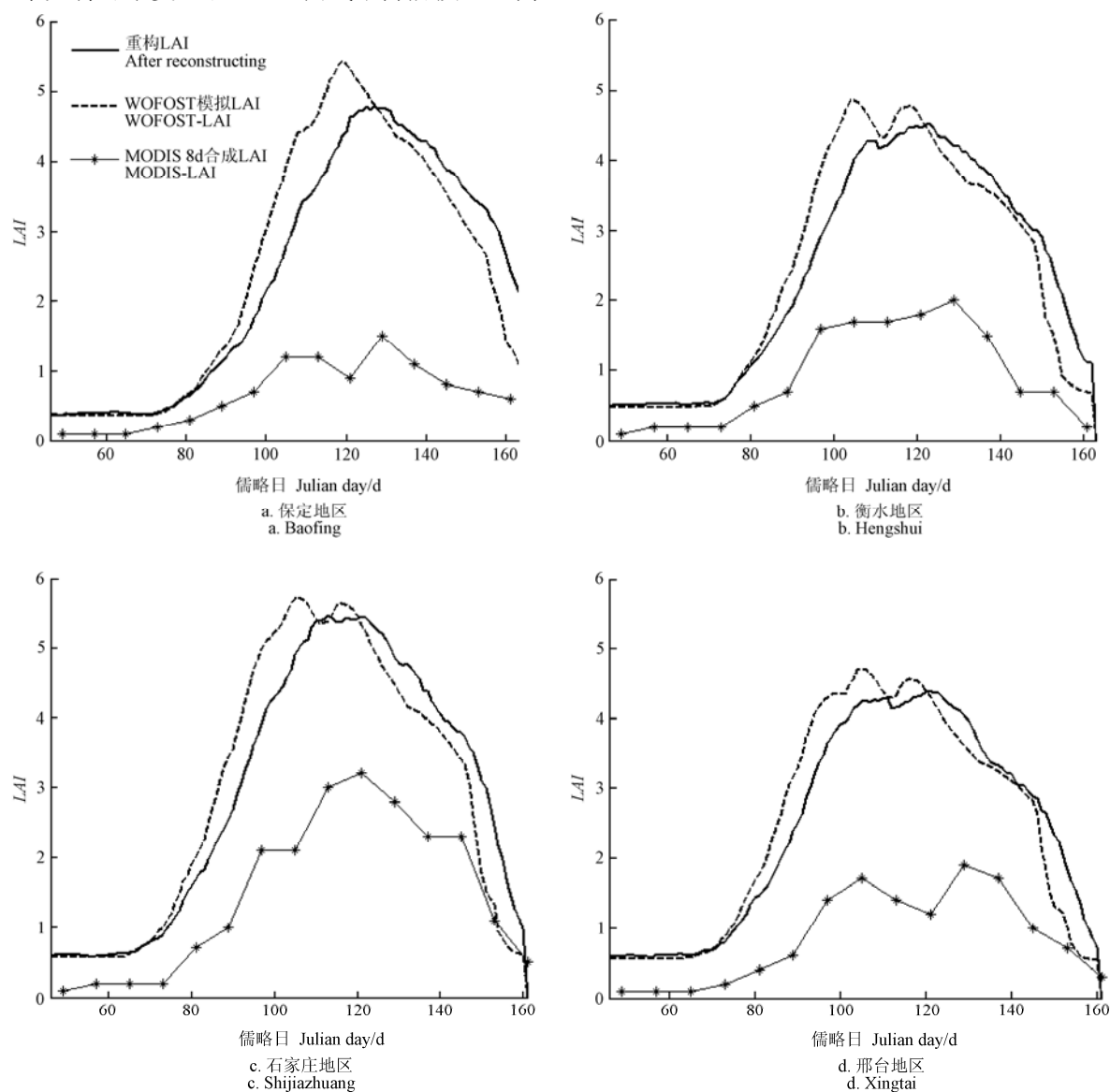


图 2 不同地区单点尺度冬小麦 LAI 重构前后曲线对比

Fig.2 Comparison of LAI curves before and after reconstructing in different areas

从图 2 可以看到, WOFOST 模型模拟 LAI 曲线从第 70 天左右上升幅度明显, 而重构 LAI 根据遥感观测信息的调整, 相对缓慢的上升至最大值处, 其变化趋势更接近遥感观测信息。从 LAI 最大

值后, 模型模拟值迅速减小, 曲线斜率绝对值较大。而遥感 LAI 曲线下降幅度相对较为平缓。在曲线上上升阶段, 模型模拟 LAI 值始终大于重构 LAI 值, 而在曲线下下降阶段, 重构 LAI 值逐渐大于模型模拟值。

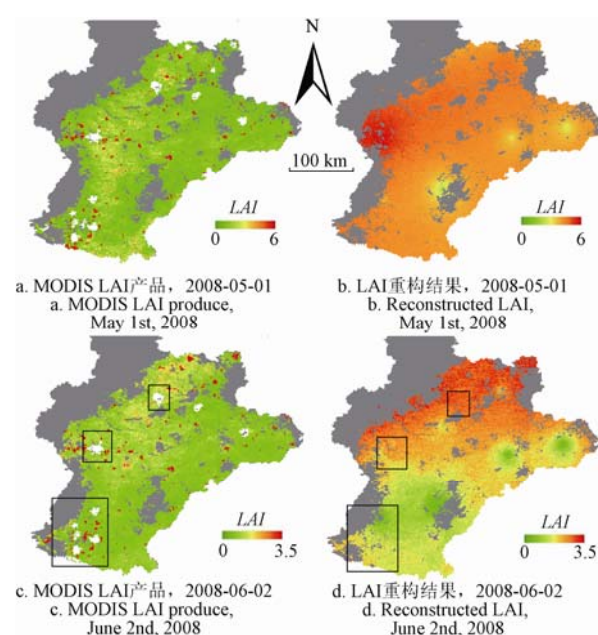
从图 2 中可以观察到, 模型模拟最大值和遥感观测最大值的出现时间略有不同。从图 2a 中可以看到, 从约第 120 天后模型模拟 LAI 值下降迅速, 而遥感 LAI 变化平缓, 而重构 LAI 在第 130 天达到最大之后平缓下降, 其下降趋势相对模型模拟值较为平滑, 变化趋势更贴近遥感曲线变化趋势。在图 2b 中, 从第 100 天到第 120 天模型模拟 LAI 曲线有一个先下降再上升的过程, 而遥感观测 LAI 曲线从第 90 天平滑上升至第 128 天达到最大值。重构 LAI 曲线从约第 75 天至第 100 天经过快速上升后, 缓慢上升到第 128 天达到最大值, 其曲线变化趋势与遥感观测信息相符。而在图 2c 中, 重构 LAI 值不仅较遥感观测 LAI 有了较大提升, 且其总体变化趋势和遥感观测信息几乎完全一致。在上升阶段, 最大值点和下降阶段都有较好的体现。图 2d 中模型模拟 LAI 曲线和遥感观测 LAI 曲线变化趋势较为一致, 受遥感观测信息调整的影响, 重构 LAI 值的最大点对应时间与遥感信息更为一致。图 2 中, 除保定地区, 其余区域的 WOFOST 模拟结果在峰值处出现了凹陷的现象, 可能是参数调整还存在偏差, 加之气象数据, 尤其是降水数据的影响而带来的结果。

根据图 2, WOFOST 模型模拟结果与遥感观测 LAI 从总体趋势上是一致的, 但有 2 点明显差异: 1) 模型模拟 LAI 远高于遥感观测 LAI, 这主要是由于遥感观测获取的 LAI 受云污染和混合像元等因素影响而导致整体偏低, WOFOST 模型是机理模型, 在针对研究区进行参数和模型率定后, 其 LAI 绝对值更接近于实际状况。2) 遥感 LAI 的峰值出现日期滞后于模型模拟 LAI 的峰值出现日期, 根据遥感观测特点, 如果不受到严重的云污染影响, 遥感 LAI 峰值出现时间可直接反应作物 LAI 实际峰值出现时间, 而模型 LAI 的峰值出现则与模型内部逻辑、模型参数的权重和敏感性以及模型率定效果有关, 在本文中根据前面所述参数率定后, 模型曲线仍存在明显的峰值出现时间较为提前的状况, 具体原因有待进一步探讨。再与重构的 LAI 曲线对比, 可以看出: 1) 重构的曲线具有良好的时间连续性, 这主要是由于重构算法继承了 WOFOST 模型的优势, 可以输出以日为单位的 LAI 值; 2) 重构曲线的 LAI 绝对值与模型 LAI 较为接近, 但前半段总体偏低, 后半段总体偏高, 峰值较模型模拟 LAI 低。分析认为遥感观测 LAI 整体偏低的特点使得曲线整体趋势较为平缓, 曲线一阶导数偏低, 同化算法以遥感 LAI 曲线一阶导数作物粒子权重计算依据具有减缓 WOFOST 作物模型 LAI 变化剧烈程度的作用, 使前半段时间曲线上升和后半段时间曲线下降变得

缓慢, 导致重构的 LAI 曲线峰值较模型 LAI 偏低, 2 曲线绝对数值接近在一定程度上也避免了遥感观测 LAI 整体偏低的问题; 3) 重构 LAI 曲线的峰值出现时间主要受到遥感 LAI 曲线的影响, 与遥感 LAI 曲线峰值出现时间基本一致, 但也受作物模型 LAI 的牵制, 导致峰值出现时间稍微提前 1~2 d。

3.1.2 区域 LAI 时间序列重构结果

在单点 LAI 时间序列重构的基础上, 将算法运用到区域尺度上, 得到区域 LAI 时间序列重构结果。图 3 展示了研究区 2008 年 5 月 1 日和 6 月 2 日的区域 LAI 时间序列重构结果与遥感观测影像的对比。



注: 方框所示为数据缺失与弥补后的对比。

Note: Black squares show the missing data recovery by reconstructing.

图 3 2008 年 5 月 1 日和 6 月 2 日河北省冬小麦种植区 LAI 影像对比图

Fig.3 Comparison of LAI images of winter wheat growing areas in Hebei on May 1st and June 2nd, 2008

从整体空间变化趋势上来看, 重构后的 LAI 区域影像保持了和遥感观测影像相同的空间变化趋势, 在 5 月 1 日遥感观测结果研究区西部冬小麦长势优于东部, 而重构结果空间变化也反映了这一点; 到 6 月 2 日, 南部冬小麦 LAI 值小于北部, 说明南部冬小麦已开始进入成熟期, LAI 迅速下降, 南部冬小麦进入成熟期的时间早于北部, 亦和研究区冬小麦生长规律相符。

在 2008 年 5 月 1 日, 石家庄和邯郸部分地区 LAI 遥感观测值达到最大, 在重构影像中, 石家庄地区 LAI 重构值最大, 最高达到 6 左右, 其余地区较为平均, 总体西部冬小麦长势优于东部。到 6 月 2 日, 研究区整体冬小麦 LAI 遥感观测值降低到 1 左右, 保定和石家庄地区 LAI 略大, 向东南方向逐渐减小, 而在

重构影像中, 保定、石家庄和沧州地区 LAI 重构值都还较大, 达到 3.5 左右, 邢台地区 LAI 重构值最小, 虽有不同, 但总体变化规律还是一致的。

图 3 中显示的冬麦区 LAI 遥感影像中的白色区域为受云等影响带来的数据缺失, 而这一数据的缺失在图 3 中得到了弥补 (如黑框圈出对比部分)。说明重构算法能够弥补遥感 LAI 时序数据受云等影响带来的缺失。

根据以上分析, 在区域尺度上, 可以看出: 1) 重构的 LAI 影像保留了遥感影像的优势, 从空间上能反映区域作物生长状况的相对差异特征; 2) 通过数据同化, 使得 LAI 的绝对数值相对于遥感 LAI 有明显提高, 一定程度解决遥感观测 LAI 数值整体偏低的问题; 3) 重构的 LAI 影像具有良好的空间连续性, 数据同化方法对遥感数据缺失问题具有弥补作用。

3.2 遥感物候监测结果与验证

3.2.1 不同物候期的重构 LAI 监测结果与分析

根据重构后的 LAI 时序数据, 对 2007—2010 年河北省中南部冬小麦的返青期、抽穗期和成熟期进行监测, 得到各生育期开始日期的分布图。

1) 返青期

图 4 展示了 2007—2010 年河北省中南部冬麦区返青期开始时间空间分布图, 监测结果显示研究区小麦返青期开始时间基本在第 60~75 天之间, 图中第 60 天为 3 月 1 日, 第 75 天为 3 月 15 日。总体上, 返青期开始时间的空间分布满足由南到北逐渐推迟的规律。由南到北, 邢台、邯郸等地的返青期最早, 一般约在三月上旬进入返青, 而保定地区是研究区内进入返青期最晚的地方, 一般要到三月中旬。

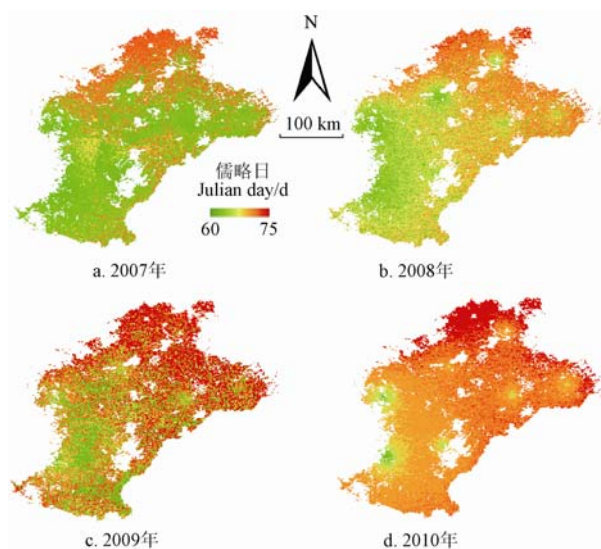


图 4 2007—2010 年河北省中南部冬小麦返青期开始时间分布图

Fig.4 Map of winter wheat's start day of green-returning stage in south Hebei from 2007 to 2010

2007 年小麦播种前中南部冬麦区发生不同程度的干旱, 但在 11 月下旬出现了一次大范围降水过程, 旱情得到不同程度缓解或缓和。到越冬中后期, 大部时段气温较常年偏高或显著偏高, 2 月份气温明显偏高 3~5℃, 使冬小麦萌动提前。2 月份气温持续异常偏高, 冬小麦返青比常年提早 2~10 d。从图 4a 中, 可以明显看出返青期开始时间提前, 中北部地区于三月初进入返青期, 而保定地区也与三月上旬末进入返青, 总体较往年提前。2008 年气象条件较为稳定, 冬小麦返青时间接近常年, 南部地区 2 月末三月初开始返青, 其它大部地区 3 月上旬陆续返青。2008 年监测结果时间分布图中出现了块状现象, 后文图示中也有类似的圆状或条带显现, 这是由于气象数据, 尤其是降水数据插值带来的问题。本文中 WOFOST 模型时在水分胁迫模式下运行, 该模式下模型模拟结果受降水数据影响较大, 而降水数据在空间中的变化波动较大, 采用反距离权重插值会带来上述问题, 但分析认为这对总体趋势的影响较小。2009 年河北省发生较为严重的旱情, 从年初到 2 月 6 日, 以及 3 月中上旬分别遇到一定程度的干旱, 尤其是邢台东部、保定局部和沧州中南部, 导致局部干土层达 3~6 cm, 影响了返青之前冬小麦的正常发育和返青期间的正常返青。从监测结果看, 这些地区的返青开始时间较去年推迟 3~4 d。2010 年河北省苗期出现强降温, 冬小麦提前停止生长, 冬前生长量不足, 群体小, 个体弱。越冬期气温持续偏低, 局部出现冻害, 冬末春初气温回升缓慢。由于气温偏低, 返青明显推迟, 中南部冬小麦于 3 月中旬进入返青期, 较常年偏晚 7~21 d。监测结果显示, 冬麦区中北部于第 70 左右才进入返青期, 而保定和沧州地区到第 73~75 天开始返青, 较常年推迟。根据以上分析, 返青期监测结果和地面冬小麦实际返青时间接近, 且总体变化趋势相符。

2) 抽穗期

从图 5 可以看到, 研究区冬小麦抽穗期开始时间大约在第 115~130 天之间, 图中第 115 天为 4 月 26 日, 第 130 天为 5 月 10 日。抽穗期开始时间的空间分布由南到北逐渐推迟, 各年间空间分布略有变化, 整体保持相同变化规律。

2007 年 4 月初中南部部分冬麦区出现晚霜, 气温接近 0, 使刚刚灌溉的小麦叶片受冻, 因低温持续时间短, 小麦很快恢复生长, 未造成严重影响。其它时段气温适宜、日照充足, 光温条件利于冬小麦拔节、孕穗生长。4 月末 5 月初全区大部开始进入小麦抽穗期, 石家庄北部和保定大部略晚, 冬小麦于 5 月上旬开始抽穗。监测结果显示, 2007 年冬

小麦抽穗期与常年平均时间接近。2008 年冬小麦返青后日照较充足, 光温条件利于冬小麦返青起身生长及麦苗转化升级。4 月上旬冬麦区旬平均气温 $12\sim 15^{\circ}\text{C}$, 大部偏高 $2\sim 3^{\circ}\text{C}$, 河北省中南部小麦开始拔节。至 4 月下旬, 邢台地区冬小麦开始抽穗, 邢台、衡水、沧州等地域 5 月初开始抽穗, 保定地区于 5 月上旬末抽穗, 全区基本保持抽穗期由南到北推迟的趋势。2009 年河北省大部地区普遍遇到干旱的年份, 从返青期开始的普遍干旱一直持续到 4 月中下旬, 5 月上旬出现了 $20\sim 90\text{ mm}$ 的降水, 一定程度缓解了前期的旱情。监测结果显示研究区抽穗期开始时间较常年相似, 北部略有提前。2010 年冬小麦返青以来, 冷空气活动频繁, 气温回升缓慢, 大部时段偏低。4 月中下旬平均气温分别为 $8\sim 11^{\circ}\text{C}$ 和 $12\sim 14^{\circ}\text{C}$, 较常年偏低 $4\sim 5^{\circ}\text{C}$ 。4 月中旬最低气温降至 $-2\sim 2^{\circ}\text{C}$, 大部地区出现霜冻, 影响冬小麦发育进程。由于气温明显偏低, 4 月下旬冬小麦进入拔节期, 较常年偏晚 $4\sim 18\text{ d}$, 冬小麦发育阶段明显延迟。研究区内冬小麦大部到 5 月上旬末进入抽穗期, 整体较常年偏晚较多。分析认为, 重构后的 LAI 时序曲线的最大值对冬小麦抽穗期开始时间的监测结果与地面冬小麦生长情况基本相符。

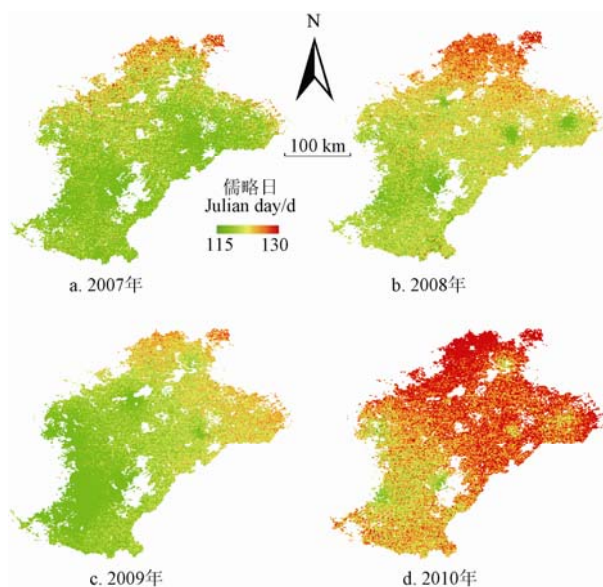


图 5 2007—2010 年河北省中南部冬小麦抽穗期

开始时间分布图

Fig.5 Map of winter wheat's start day of heading stage in south Hebei from 2007 to 2010

3) 成熟期

图 6 展示了 2007—2010 年河北省中南部冬麦区成熟期开始时间空间分布图, 监测结果显示研究区小麦成熟期开始时间基本在第 150~165 天之间, 图中第 150 天为 5 月 31 日, 第 175 天为 6 月 24 日。

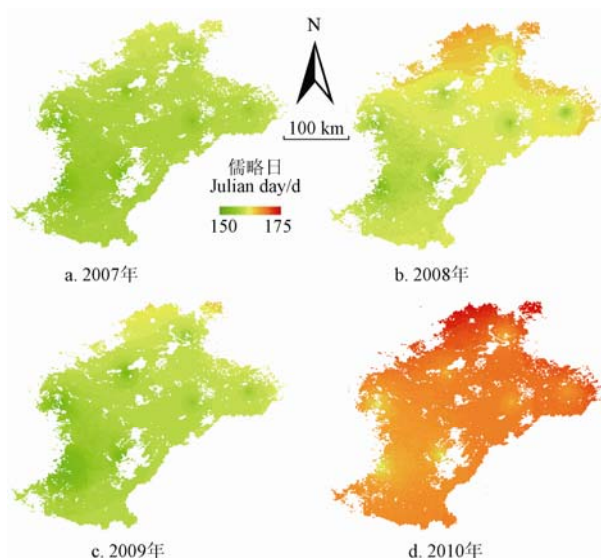


图 6 2007—2010 年河北省中南部冬小麦成熟期
开始时间分布图

Fig.6 Map of winter wheat's start day of ripen stage in south Hebei from 2007 to 2010

2007 年 5 月中旬出现干热风天气, 月末出现高温天气且有降雨, 因降水或灌水及时, 高温或干热风天气没有对小麦子粒增重形成不利影响。6 月上旬小麦自南向北陆续成熟, 接近常年略偏早。监测结果显示, 南部与 6 月上旬进入成熟期, 中部推迟到 6 月上旬末, 而北部则到 6 月中旬开始成熟。2008 年进入 5 月份以来, 降水过程较多, 气温回升缓慢, 且波动较大, 使小麦的发育进程有一定的延缓。但监测结果中, 南部冬小麦成熟期较常年接近, 于 6 月初开始成熟, 中部地区比南部推迟约 2 d 左右, 而北部相对推迟较多, 到 6 月中旬冬小麦开始成熟, 南北过度分界较为明显。2009 年从返青期开始的普遍干旱一直持续到 4 月中下旬, 但从图 6c 中监测到的抽穗期开始时间较常年相似, 从而成熟期开始时间也未出现推迟的情况, 整体变化趋势和时间点与常年接近, 全区在 6 月上旬陆续成熟。2010 年, 5 月份气象条件明显好转, 气温回升迅速, 较常年偏高, 苗情明显好转。5 月下旬虽出现高温, 但麦田灌溉及时, 墒情较好。地面观测发现 6 月上旬末南部冬小麦成熟, 中北部为乳熟期, 较常年偏晚 $6\sim 12\text{ d}$ 。本文监测结果显示研究区域在 6 月中旬末陆续开始成熟, 较常年偏晚。分析认为, 重构后的 LAI 时序曲线对成熟期开始时间的监测结果与地面冬小麦生长情况基本相符。

3.2.2 监测结果的点上验证

以 2008 年的保定、石家庄和邢台的实测数据对监测结果进行验证, 保定返青、抽穗、成熟期实测分别为第 66、128、161 天, 监测结果为第 70、

126、170 天; 石家庄返青、抽穗、成熟期实测分别为第 63、114、159 天, 监测结果为第 66、117、158 天; 邢台返青、抽穗、成熟期实测分别为第 62、114、157 天, 监测结果为第 64、116、161 天。总的来看, 返青期监测结果较实测均有不同程度的推迟, 分析认为推迟的原因主要是由于重构后的 LAI 曲线从越冬到初始返青存在着约 0.4 的基础值, 给返青开始日期的确定带来困难所致; 抽穗期监测结果与实测较为接近, 主要是由于曲线峰值是一个较易识别的点; 成熟期则差异较大, 分析认为冬小麦收割会导致 LAI 曲线形成断点, WOFOST 模型无法模拟具体的收割时间, 而 MODIS LAI 产品也不能完全反映出收割状况, 因此阈值法所依赖的 LAI 下限值存在着不确定性, 对监测结果产生影响。

4 讨 论

本研究中, 有些问题尚需深入探讨, 主要有:

1) 粒子权重的确定是粒子滤波的关键, 理论上, 越接近真值的粒子应当赋予更高的权重, 但显然, 实际的 LAI 值是不可获得的, 粒子 LAI 偏离实际值的程度也无法计算。通常的做法是以观测值代替实际值, 粒子预测值与观测值越接近, 则粒子的权重越高, 但由于遥感观测获得的 LAI 较实际值明显偏低, 采用此方法设置权重显然不妥。遥感观测获得的 LAI 时间序列可以较准确地反映作物生长趋势, 本文以粒子 LAI 的变化趋势作为权重设定标准。

2) 物候期存在着多种划分标准。本文物候期的划分主要依据农业气象观测规范中的“麦类发育期标准”, 冬小麦包括出苗、三叶、分蘖、越冬、返青、起身、拔节、孕穗、抽穗、开花、乳熟、成熟等阶段, 其中成熟期的定义比较接近农学上的蜡熟期。在农业气象上, 对物候期有单株和群体之分。对单株而言, 根据茎节、叶片长度等形态学变化来判别, 群体上则是以达到单株标准的百分率来判别。本文研究结合了遥感影像数据, 反映的是植株群体特征。

3) WOFOST 模型参数的本地化率定和气象数据的准确性对模型模拟结果的准确性有直接影响, 本文中未充分考虑模型参数的区域变异特征, 且区域气象数据是基于气象站点观测数据进行插值得到, 这会给 LAI 最终重构结果带来误差。

4) 冬小麦拔节期也是重要物候期, 但因其 LAI 时序曲线上的特征不明确, 仅通过 LAI 时序曲线难以识别, 本文并未涉及拔节期的监测。对拔节期进行监测的一个可能方法是在返青期的基础上结合冬小麦生长积温模型, 利用 LAI 时序曲线和遥感地表温度 (land surface temperature, LST) 进行

推算, 具体算法有待深入研究。

5 结 论

本文以河北省中南部冬小麦种植区为研究区域, 以 LAI 为同化量, 在模型标定的前提下, 利用遥感观测 LAI 数据以及 WOFOST 作物生长模型模拟的 LAI 数据, 基于重采样粒子滤波, 实现了单点和区域尺度上的 LAI 时间序列重构算法, 得到了冬小麦生育期内 LAI 时间序列重构数据, 基于重构后的 LAI 数据监测了冬小麦的 3 个关键物候期。主要结论如下:

1) 基于重采样粒子滤波同化 WOFOST 作物生长模型和遥感观测信息, 可以综合遥感数据与作物模型的各自优势, 重构时空连续的 LAI 曲线, 有效解决遥感观测 LAI 数值整体偏低和数据缺失的问题。

2) 从区域监测结果看, 重构后的 LAI 时间序列数据可有效地用于监测冬小麦返青、抽穗、成熟 3 个关键物候期, 监测结果与冬小麦生长实际情况基本相符。从点上验证结果看, 返青期监测结果较实测有推迟, 抽穗期较为相符, 成熟期则与实测数据差异较大。

[参 考 文 献]

- [1] Xiaoyang Zhang, Mark A Friedl, Crystal B Schaaf, et al. Monitoring vegetation phenology using MODIS[J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 84(3): 471—475.
- [2] Xiaoqi Chen, Bin Hu, Rong Yu. Spatial and temporal variation of phenological growing season and climate change impacts in temperate eastern China[J]. Global Change Biology, 2005, 11(7): 1118—1130.
- [3] 陈效述, 喻蓉. 1982—1999 年我国东部暖温带植被生长季节的时空变化[J]. 地理学报, 2007, 62(1): 41—51.
Chen Xiaoqi, Yu Rong. Spatial and temporal variations of the vegetation growing season in warm-temperate Eastern China during 1982 to 1999[J]. Acta Geographica Sinica, 2007, 62(1): 41—51. (in Chinese with English abstract)
- [4] 闫峰, 史培军, 武建军, 等. 基于 MODIS-EVI 数据的河北省冬小麦生育期特征[J]. 生态学报, 2008, 28(9): 4381—4387.
Yan Feng, Shi Peijun, Wu Janjun, et al. The phenology character of winter wheat by MODIS-EVI data in Hebei China[J]. Acta Ecologica Sinica, 2008, 28(9): 4381—4387. (in Chinese with English abstract)
- [5] 鹿琳琳, 郭华东. 基于 SPOT/VEGETATION 时间序列的冬小麦物候提取方法[J]. 农业工程学报, 2009, 25(6): 174—179.
Lu Linlin, Guo Huadong. Extraction method of winter wheat phenology from time series of SPOT/VEGETATION data[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2009, 25(6): 174—179. (in Chinese with English abstract)
- [6] 吴文斌, 杨鹏, 唐华俊, 等. 基于 NDVI 数据的华北地区耕地物候空间格局[J]. 中国农业科学, 2009, 42(2): 552—560.

- Wu Wenbin, Yang Peng, Tang Huajun, et al. Monitoring spatial patterns of cropland phenology in north China based on NOAA NDVI Data[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2009, 42(2): 552—560. (in Chinese with English abstract)
- [7] 张峰, 吴炳方, 刘成林, 等. 利用时序植被指数监测作物物候的方法研究[J]. *农业工程学报*, 2004, 20(1): 155—159.
- Zhang Feng, Wu bingfang, Liu Chenglin, et al. Methods of monitoring crop phenological stages using time series of vegetation indicator[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2004, 20(1): 155—159. (in Chinese with English abstract)
- [8] 宫攀, 陈仲新. 基于 MODIS 数据的东北地区植被物候参数提取[J]. *土壤通报*, 2009, 40(2): 213—217.
- Gong Pan, Chen Zhongxin. Regional vegetation phenology monitoring based on MODIS[J]. *Chinese Journal of Soil Science*, 2009, 40(2): 213—217. (in Chinese with English abstract)
- [9] Toshihiro Sakamoto, Masayuki Yokozawa, Hitoshi Toritani, et al. A crop phenology detection method using time-series MODIS data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 96(3): 366—374.
- [10] W A Dorigo, R Zurita-Milla, A J W de Wit, 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.
- [11] 邢雅娟, 刘东升, 王鹏新. 遥感信息与作物生长模型的耦合应用研究进展[J]. *地球科学进展*, 2009, 24(4): 443—450.
- Xing Yajuan, Liu Dongsheng, Wang Penxin. Advances of the coupling application of remote sensing information and crop growth model[J]. *Advances in Earth Science*, 2009, 24(4): 443—450. (in Chinese with English abstract)
- [12] 刘翔舸, 刘春红, 王鹏新, 等. 基于卡尔曼滤波的小麦叶面积指数同化方法[J]. *农业工程学报*, 2010, 26(增刊 1): 176—181.
- Liu Xiangge, Liu Chunhong, Wang Pengxin, et al. Assimilation of ground measured wheat leaf area index into CERES-wheat model based on Kalman filter[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2010, 26(Supp.1): 176—181. (in Chinese with English abstract)
- [13] 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 Xinquan, et al. Regional winter wheat yield forecasting by assimilating remote sensing data into crop growth model with ensemble Kalman method[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2012, 28(4): 142—148. (in Chinese with English abstract)
- [14] 靳华安, 王锦地, 肖志强, 等. 遥感反演时间序列叶面积指数的集合卡尔曼平滑算法[J]. *光谱学与光谱分析*, 2011, 31(9): 2485—2490.
- Jin Huan, Wang Jindi, Xiao Zhiqiang, et al. Use of ensemble Kalman smoother algorithm for the time-series retrieval of leaf area index from remote sensing data[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2011, 31(9): 2485—2490. (in Chinese with English abstract)
- [15] Laura Dente, Giuseppe Satalino, Francesco Mattia, 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.
- [16] 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.
- [17] 马玉平, 王石立, 张黎, 等. 基于遥感信息的华北冬小麦区域生长模型及模拟研究[J]. *气象学报*, 2005, 63(2): 204—216.
- Ma Yuping, Wang Shili, Zhang Li, et al. Study on winter wheat regional simulation model based on remote sensing data and it's simulation in North China[J]. *Acta Meteorologica Sinica*, 2005, 63(2): 204—216. (in Chinese with English abstract)
- [18] Arulampalam M S, Maskell S, Gordon N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2002, 50(2): 174—188.
- [19] Arnaud Doucet, Nando de Freitas, Neil Gordon. *Sequential Monte Carlo in Practice*[M]. Germany: Springer-Verlag, 2001: 350—436.
- [20] 马东辉, 朱斌, 樊祥, 等. 基于粒子滤波的目标图像多特征融合跟踪方法[J]. *探测与控制学报*, 2009, 31(4): 39—43.
- Ma Donghui, Zhu Bin, Fan Xiang, et al. Method of tracking target images based on multi-feature fusion and particle filter[J]. *Journal of Detection and Control*, 2009, 31(4): 39—43. (in Chinese with English abstract)
- [21] Fahed Abdallah, Amadou Gning, Philippe Bonnifait. Box particle filtering for nonlinear state estimation using interval analysis[J]. *Automatica*, 2008, 44(3): 807—815.
- [22] Yaakov Oshman, Avishy Carmi. Attitude estimation from vector observations using genetic algorithm embedded quaternion particle filter[J]. *Journal of Guidance, Control and Dynamics*, 2006, 29(4): 879.
- [23] van Diepen C A, Wolf J, van Keulen H, et al. WOFOST: A simulation model of crop production[J]. *Soil Use and Management*, 1989, 5(1): 16—24.
- [24] Eitzinger J, Trnka M, Hösch J, et al. Comparison of CERES, WOFOST and SWAP models in simulating soil water content during growing season under different soil conditions[J]. *Ecological Modelling*, 2004, 171(3): 223—246.
- [25] 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. *Simulation of Regional Winter Wheat Growth Using Remote Sensing Data and Crop Growth Model*[D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science and Technology, 2007. (in Chinese with English abstract)
- [26] 郭定荣, 欧阳竹, 赵小敏, 等. 作物生长模型 WOFOST 在华北平原的适用性研究[J]. *植物生态学报*, 2003, 27(5): 594—602.
- Wu Dingrong, Ouyang Zhu, Zhao Xiaomin, et al. The applicability research of WOFOST model in North China plain[J]. *Acta Phytocologica Sinica*, 2003, 27(5): 594—602. (in Chinese with English abstract)
- [27] 武永峰, 李茂松, 宋吉青. 植物物候遥感监测研究进展[J]. *气象与环境学报*, 2008, 24(3): 51—58.
- Wu Yongfeng, Li Maosong, Song Jiqing. Advance in vegetation phenology monitoring based on remote sensing[J]. *Journal of Meteorology and Environment*, 2008, 24(3): 51—58. (in Chinese with English abstract)

- [28] 王宏, 李晓兵, 莺歌, 等. 基于 NOAA NDVI 的植被生长季模拟方法研究[J]. 地理科学进展, 2006, 25(6): 21—31.
Wang Hong, Li Xiaobing, Ying Ge, et al. The methods of simulating vegetation growing season based on NOAA NDVI[J]. Progress in Geography, 2006, 25(6): 21—31. (in Chinese with English abstract)
- [29] Sinkuyu Kang, Steven W Running, Jong-Hwan Lim, et al. A regional phenology model for detecting onset of greenness in temperate mixed forests, Korea: An application of MODIS leaf area index[J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 86(2): 232—242.
- [30] 刘海军, 康跃虎. 冬小麦拔节抽穗期作物系数的研究[J]. 农业工程学报, 2006, 22(10): 52—56.
Liu Haijun, Kang Yuehu. Calculation of crop coefficient of winter wheat at elongation-heading stages[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2006, 22(10): 52—56. (in Chinese with English abstract)

Monitoring of phenology by reconstructing LAI time series data for winter wheat

Liu Junming, Li Manman, Wang Pengxin, Huang Jianxi

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

Abstract: A method to monitoring winter wheat phenology based on reconstructing Leaf area index (LAI) by assimilating crop model and remotely sensed LAI product is introduced in this paper. WOFOST is a crop model developed by the Center for World Food Studies in cooperation with the Wageningen Agricultural University to simulate and estimate the growth of winter wheat. LAI is one of the important input and output parameters in the model, and the next day's LAI output is derived from the previous day's LAI input. NASA's Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) LAI time series has a good time resolution and can reflect the growth trend of crops, but the LAI values is generally lower than actual value for the impact from mixed pixels and cloud noises. Resampling particle filter (SIP) is a sequential Monte Carlo state estimation method for Non-Linear and Non-Gaussian system, and is introduced to reconstruct the winter wheat LAI time series by assimilating the WOFOST model and MODIS LAI. In the SIP assimilating algorithm, the WOFOST model is imported as the state transition equation of LAI for its ability to simulating the winter wheat growth process, and the MODIS LAI time series is treated as the observations from the winter wheat. To get the trend as MODIS LAI, the weights of particles are calculated from the first derivative of the MODIS LAI time series. The particles that have the similar trend as the MODIS LAI time series can achieve a higher weight. The algorithm was applied on the winter wheat in Hebei province, China. First, a WOFOST model was calibrated to get applicable to local region, and the actual meteorological data were preprocessed to meet the format requirement, then the algorithm was run and the reconstructed LAI time series are achieved. The results show that the reconstructed LAI curve has good temporal continuity. The reconstruct algorithm can decrease the LAI change scope and avoid the problem of low value of MODIS LAI to a certain degree, and the day corresponding to the reconstructed LAI curve peak is basically the same as that of the MODIS LAI curve. At the regional scale, the reconstructed LAI images have higher LAI values and good spatial continuity, and reduce the impact from the low-value and missing data of MODIS LAI. Based on the reconstructed LAI time series, the key stages of the winter wheat are monitored including its green-returning stage, heading stage, and ripen stage. The reconstructed LAI curve is a substantially horizontal line in over-wintering stage, and has an initial value of approximately 0.4, which is higher than the actual value in the early green-returning stage. Therefore the start day of the green-returning stage is identified by the upslope point of the reconstructed LAI curve. In the heading stage, the winter wheat LAI reached the maximum, so the day corresponding to the curve peak was identified as the start day of the heading stage. The identification of the ripen stage is made by the threshold method. The threshold is set to 20% of the spacing between maximum and minimum from the minimum of the right side of the LAI curve. The day corresponding to the threshold is identified as the start day of the ripen stage. Comparing the monitoring results with the actual situation, basically both have the same spatial distribution, and may be the bias for the high initial value in the early green-returning stage and the uncertainty of the minimum in the ripen stage of the LAI curve.

Key words: remote sensing, monitoring, data processing, phenology, leaf area index, resampling particle filter, winter wheat

(责任编辑: 张俊芳)