

DOI: 10.5846/stxb201601200135

陈浩,樊风雷.基于集合卡尔曼滤波的南雄烟草 LAI 数据同化研究.生态学报,2017,37(9): - .

Chen H, Fan F L. Data assimilation for leaf area index of tobacco on the basis of the ensemble Kalman filter in Nanxiong. Acta Ecologica Sinica, 2017, 37 (9): - .

基于集合卡尔曼滤波的南雄烟草 LAI 数据同化研究

陈 浩,樊风雷*

华南师范大学地理科学学院, 广州 510631

摘要:叶面积指数(LAI)是表征烟草生长健康状态的重要指标之一,获取准确的 LAI 数据是监测烟草生长走势的重要步骤。以广东省南雄地区为试验区开展了集合卡尔曼滤波同化方法在烟草 LAI 的应用研究。通过野外实测得到南雄烟草生长期内的光谱数据,并计算每个生长期的归一化植被指数(NDVI),依据 NDVI 值获得 LAI 测量数据;通过积温数据和实测 LAI 数据构建了符合南雄地区烟草 LAI 变化规律的 LOGISTIC 模型;并以 LAI 为研究变量,利用集合卡尔曼滤波数据同化技术融合 NDVI 数据计算得到的 LAI 和简化 LOGSITIC 模型拟合得到的 LAI 这两种不同的数据信息,获取实验区烟草生长期时间序列上的连续 LAI 数据。最后,进一步对比了数据同化方法、NDVI 计算 LAI 方法和 LOGISTIC 模型拟合这 3 种方法获取烟草 LAI 的效果。结果显示:数据同化方法、NDVI 计算 LAI 方法和 LOGISTIC 模型拟合 3 种方法均可一定程度上表征烟草 LAI 的变化状态,其中数据同化方法拟合效果最优。实验发现 NDVI 计算 LAI 方法在烟草生长前后期 LAI 值出现偏大或偏小的异常情况;LOGISTIC 模型拟合则不能有效的描述烟草 LAI 的突发性变化;同化方法综合作物生长模型和遥感监测的优势,能够动态调节参数得到 LAI 优化结果,同化后 LAI 结果和真实值吻合,变化曲线更符合烟草的实际生长状况。

关键词:数据同化;烟草;集合卡尔曼滤波;叶面积指数;数据预测

Data assimilation for leaf area index of tobacco on the basis of the ensemble Kalman filter in Nanxiong

CHEN Hao, FAN Fenglei*

School of Geography, South China Normal University, Guangzhou 510631, China

Abstract: Leaf area index (LAI) can be used as a monitoring index for assessing tobacco health in different growing periods. Hence, acquiring and updating accurate LAI data in a timely manner are necessary for managing the growth of tobacco. Growth information for tobacco in different seasons could provide valuable information for management on a national scale. Accurate and continuous tobacco LAI dynamics data are based on the data fusion framework of the ensemble Kalman filter (EnKF), which is an efficient recursive filter to estimate the state of a dynamic system from a series of incomplete and noise measurements, can be used to obtain optimal results. Nanxiong City in Guangdong Province was selected as the study area to extract LAI data for tobacco and test the effect of EnKF method on the basis of quantitative remote sensing data for the growing state of tobacco in 2014. Tobacco canopy hyperspectral reflectance data in different growing seasons were collected every 15 days by using AvaSpec - ULS2048 HandHeld spectroradiometer made by Avantes company in the Netherlands. Tobacco LAI data were retrieved using the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), which was calculated using the reflectance data. An improved tobacco growth model (LOGISTIC) was established using the LAI data collected around Nanxiong. This improved model used LAI and accumulated temperature to reveal the changes in LAI in

基金项目:国家自然科学基金(41201432);广东省烟草专卖局科技项目——广东省烟草生长状况遥感动态监测与预警研究(粤烟科(2012)26,合同号:201203)

收稿日期:2016-01-20; 网络出版日期:2016-00-00

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: fanfenglei@gig.ac.cn

different growing seasons. On the basis of integration of LAI data (obtained using remote sensing data) and LAI data (obtained using the simplified LOGISTIC model and EnKF method), continuous LAI data were obtained in the time series during the tobacco growing season in Nanxiong. Finally, we compared three different LAI computing methods in tobacco study: (a) calculated by NDVI, (b) simulated by the LOGISTIC model and (c) data assimilation was based on EnKF. The results indicated that these three methods could describe the growth status of tobacco to a certain extent, especially in the mature growth period, however, the LAI assimilation method was the best, which was able to adjust measured values and model values dynamically, LAI data were more consistent with the practical growth conditions of tobacco. Method (a) was imperfect at early and late growth seasons of tobacco (in these two seasons, the LAI data were either less or more), and method (b) was more dependent on accumulated temperature data (LOGISTIC model could not effectively describe the unexpected changes in tobacco LAI). The results showed that the EnKF algorithm could obtain better estimation on the basis of the dynamic model, and assimilate remote sensing data into the dynamic model to obtain optimal estimation for LAI. The assimilated LAI data were closer to the real values, and the LAI curve was more consistent with actual tobacco growth status.

Key Words:

Key Words: data assimilation; tobacco; ensemble Kalman filter; LAI (Leaf area index); data prediction

随着各地数字烟草 3S 技术的兴起,烟草冠层和叶片信息的定量无损精确提取,对烟草生长的科学管理和监测具有重要意义。罗静等^[1]指出虽烟草的生长受多种因素的影响,其过程极其复杂,但其生长状况仍可以用一些与该过程密切相关的因子进行表征,如叶面积指数(LAI)。LAI 是表征植被生长状况的关键物理量之一,其大小与作物生长状态直接密切相关。且 LAI 的变化是一个随时间变化的动态过程,不同时间处的 LAI 值之间具有一定的相关性,形成依赖关系^[2]。因此可通过观测 LAI 的变化获取和判断烟草生长状态的变化。

目前针对于烟草 LAI 计算的研究相对较少。烟草 LAI 测算代表性方法主要如下:(1)因农作物 LAI 随生长期变化的过程基本符合 LOGISTIC 曲线或其修正形式,汪耀富等^[3]建立烤烟叶面积指数 LAI 随栽种时间 t 的普适模型 LOGISTIC 模型,发现相关系数达到 97% 以上;(2)刘国顺等^[4]分析了 17 种光谱参数与烟草叶面积指数的关系,通过建立逐步回归模型对烟草 LAI 进行估测;(3)张正杨^[5]、王建伟^[6]等探究了 RVI、NDVI 等常用的植被指数和 LAI 的相关关系,发现植被指数可精确反演烟草 LAI,其中与 LAI 相关性最强的常用植被指数为 NDVI。

LOGISTIC 模型是一个对观测 LAI 进行统计拟合的经验模型,用数学模型表征 LAI 的变化趋势,但其更多的是对生长过程的数学语言描述,虽然这种描述是有价值的,但得到的结果与实际存在一定的偏差,很难精确模拟诸如突发性灾害等造成的作物生长状态剧烈不规律变化。另外作物模型的实际应用在初始值获取和参数区域化方面遇到很多问题;遥感观测是通过作物反射光谱特征获取作物群体瞬间生长状况,遥感观测手段能够很好地及时反映作物生长的区域分布状况,但易受遥感观测平台稳定性、地表异质性和遥感反演算法等因素的影响,结果存在较大的不确定性。另外遥感技术是瞬时的,易受大气条件、可行观测周期等因素限制而不能对作物进行无间断连续监测,更无法对作物生长的相关状态进行预报。刘国顺^[4]用多光谱参数回归分析方法拟合烟草作物 LAI 时使用多达 17 种光谱参数,多光谱参数参与可有效增加计算的精度,但参数获取的可行性则限制了该方法的实际应用;另外 LAI 与光谱反射率存在着复杂的非线性关系,张正杨^[5]则发现主成分分析和神经网络等方法反演精度相较于植被指数反演方法更高。

在作物长势的监测上,遥感信息的实时性、宏观性与作物生长模型的连续性、机理性形成良好的互补性关系^[7],可利用作物生长模型的连续性模拟弥补遥感观测的瞬时性,利用遥感观测获取数据的及时性为作物生长模型提供参数,而数据同化技术则可将拟合模型和观测数据两种信息有效结合起来。数据同化将新的观测数据引入到过程模型中,不断减少或者滤掉过程模型的噪声,使得模型轨迹模拟轨迹更加贴近自然界的真实状态^[8-9]。遥感获取的观测数据常常是瞬时的物理特征,作物生长模型是一种面向过程、机理性的动态模

型^[10],利用数据同化技术将烟草 LAI 的多时相观测数据和作物生长动态变化模型二者信息相融合,具有改善和提高烟草 LAI 数据精度的能力。

综合这两种信息的成熟数据同化方法通常有滤波算法或变分方法两种^[11],而滤波算法因其实用性,易于实现,可移植性强的特点而被广泛采用。目前滤波方法尤其是集合卡尔曼滤波算法在农作物的应用方面已经趋于成熟。王东伟^[12]以 2004 年北京冬小麦为例,对冠层观测反射率进行卡尔曼滤波同化,初步实现了集合卡尔曼滤波算法在冬小麦 LAI 反演中的应用,结果显示集合卡尔曼滤波算法能够使 LAI 同化结果接近真实值;黄健熙等^[13]选择河北衡水地区冬小麦为研究对象,通过集合卡尔曼算法获取时间序列最优的 LAI,并依此估算区域内冬小麦产量,结果表明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;陈思宁^[14]基于集合卡尔曼滤波对东北玉米产量及 LAI 进行估计,对同化前后模拟 LAI 对比发现同化后其轨迹更接近实测值,更符合玉米的生长发育趋势。以上研究均发现,应用集合卡尔曼滤波同化方法于农作物 LAI 估算能够显著提高估算的精度。

遥感观测是一种快速获取烟草信息的手段,模拟模型能够对烟草生长过程相对较好的整体拟合,卡尔曼滤波同化技术则能够综合二者各自的优势,有利于提高数据的预测精度。文中尝试以广东省南雄市烟草为例,构建南雄市烟草 LOGISTIC 生长模型,利用集合卡尔曼滤波数据同化技术综合遥感观测 LAI 数据和作物生长模型二者信息进行同化分析,以获取精度相对较高的烟草 LAI 数据。

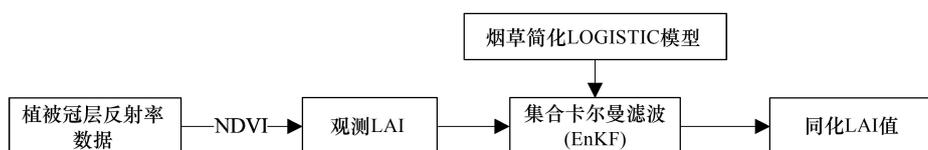


图 1 技术路线图

Fig.1 Flowchart of data processing

1 研究区域

文中以广东省韶关市南雄地区为实验区。南雄市位于广东省东北部,113°55′30″—114°44′38″E,24°56′59″—25°25′20″N,该地区是广东省烟草主要种植县市之一。研究区内烟草类型主要为烤烟。烟草生长期分苗床和大田,广东省烟草生长周期约为 180 天。苗床期指播种到移栽时间段,即 1—2 月底(一般为 60d),大田期指烟苗移栽到采收完毕时间段,即 3—6 月(一般为 100—120d)。而 4—6 月广东省处于梅雨季节,这 3 个月雨水天气居多。

2 数据与材料

实验中光谱数据主要是使用光谱仪在野外实测得到。实验使用荷兰 Avantes 公司 AvaSpec-ULS2048 光纤光谱仪烟草野外实地测量光谱反射率,光谱范围取 300—1100nm,光谱采样区间为 0.6 nm,光谱分辨率为 1.4 nm。选择晴朗无云无风天气,于 10:00—14:00 时间段测定光谱反射率。测量时传感器探头垂直向下,光谱仪视场角为 15°,合理控制光谱仪距离烟草植被冠层顶部垂直高度。测量时合理挑选样株,严格使用标准白板校正,每个样株进行 10 次光谱测量,以其平均值作为该样株的光谱反射值。烟草光谱采样时间为 2014 年 2—6 月,间隔基本为每半个月 1 次,得到烟草的连续时间序列光谱数据。

LAI 实测数据主要是在野外对烟草实地测量得到。实验组中实测 LAI 数据分为两组,建模数据和实验数据,建模 LAI 数据来源于多期对南雄市多个采样点的烟草实地测量,用于建立适合于南雄的 LOGISTIC 模型;实验 LAI 数据主要位于南雄市黄坑镇许村(25°13′N, 114°28′E)附近多个采样点,与烟草光谱测量工作进行,对每个烟草样本测量光谱的同时对其测量叶面积,作为验证数据。因为烟草的叶片为长椭圆形,根据统计分析得出每个叶片大致为整个叶片最长与最宽之积面积的 63.45%,故本实验中叶面积的计算公式为:叶片

长×叶片宽×0.6345。

实验中的天气温度数据取自 2011 年到 2014 年韶关市气象局发布的逐日温度统计数据,日积温数据则取日平均温度。

表 1 积温统计数据

Table 1 The accumulated temperature statistics data

时间 Time	2 月下 Second half of February	3 月上 First half of March	3 月下 Second half of March	4 月上 First half of April	4 月下 Second half of April	5 月上 First half of May	5 月下 Second half of May	6 月上 First half of June	6 月下 Second half of June
积温 Accumulated temperature/°C	181	224.50	269.50	292	338.50	369.50	414	408.50	428
归一化积温 Normalized temperature	0	0.082	0.180	0.286	0.410	0.544	0.695	0.844	1.000

3 研究方法

3.1 集合卡尔曼滤波(EnKF)方法

卡尔曼滤波是一种将模型模拟和外部观测结合起来估计目标参数的优化方法,是一种用 Monte Carlo 的集合预报方法估计预报误差协方差的顺序同化算法,它能够有效降低估算过程中的误差,提高预测精度。最大的优点是不需要预报算子的切线性模式和伴随模式,对于非线性很强、不连续的动态模型也有很好的模拟。

集合卡尔曼滤波包括预报和更新两个部分。在预报部分,初始状态向量的集合通过过程模型模拟来获得预报场的集合,用预报集合计算预报误差协方差矩阵;在更新部分,利用观测向量和状态向量的误差协方差矩阵更新每个集合,得到分析场的集合,最后将分析场集合的均值作为模型状态的后验估计值^[11]。当前计算结果只与前一状态估计值、当前状态测量值有关,并且易于实时处理,无需存储大量的数据。

集合卡尔曼滤波通过不断迭代预测和更新两个过程完成数据的同化,图 2 表示了集合卡尔曼滤波算法一个完整的迭代过程。在预测步骤,将 t 时刻分析阶段得到的分析集合 $X_{i,t}^a$ (初始化集合输入 $X_{i,0}^a$) 作为初始场,通过模型算子 $M(\cdot)$ 向前预报至 $t+1$ 观测资料时刻,得到 $t+1$ 时刻的预报集合 $X_{i,t+1}^f$ 。更新步骤则是通过增益矩阵 $K_{i,t+1}$ 对预报集合 $X_{i,t+1}^f$ 和观测数据集合 $Y_{i,t+1}$ 进行同化计算,同化得到的状态值集合平均值 $\bar{X}_{i,t+1}^a$ 作为同化值储存,而 $X_{i,t+1}^a$ 则继续参与下一个预测与更新过程的计算。

3.2 LOGISTIC 模型

烟草生长需要适宜的温度,积温对烤烟大田生长发育有一定的影响,烟草完成自己的生长周期,需要一定的温度积累。如果生长期间的昼夜平均温度较低,植株为满足自己所需要的温度总和,会使生育期延长^[15]。在 LOGISTIC 模型中,为消除烟草生长发育随品种、播期、地域的不同,对模型的时间进行统一处理。用活动积温表示生育期长度,并作归一化处理^[16],使用归一化积温来统一时间尺度。积温 AT 与归一化积温 DS 的计算方法分别如下:

$$\begin{cases} AT = \sum_{i=1}^n T_i \\ DS_i = \frac{\sum_{i=1}^i T_i}{AT} \end{cases} \quad (1)$$

式中: i 表示时间序列数, n 为总时间总数, T_i 为逐日平均温度, AT 表示总积温值, DS_i 为 i 时刻的归一化积温值。本实验只对大田期的烟草进行试验,对 DS 取值范围为 0—1。以 DS 为自变量, LAI 为因变量建立简化的 LOGISTIC 模型^[3]得到:

$$LAI = \frac{LAI}{1 + e^{C+B \times DS + A \times DS \times DS}} \quad (2)$$

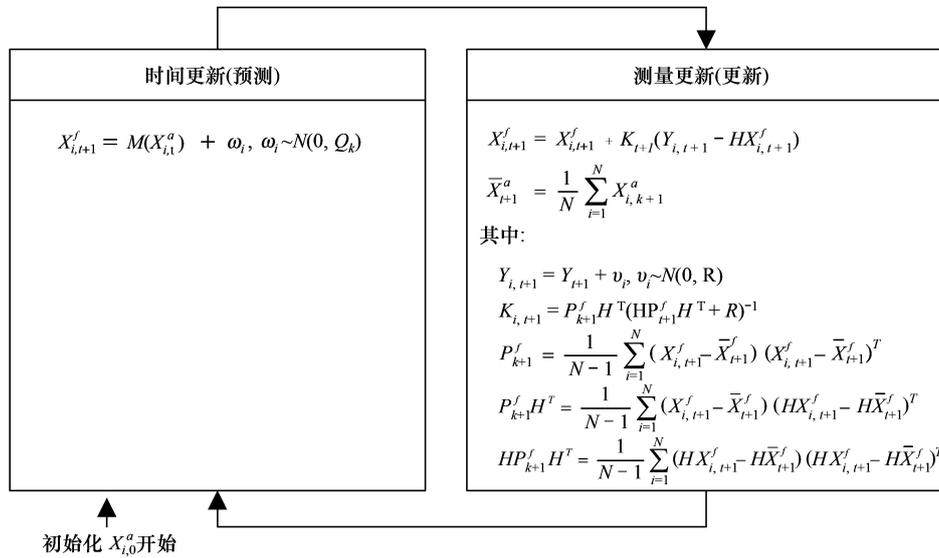


图2 集合卡尔曼滤波流程图

Fig.2 The work flow of EnKF

图中: $X_{i,t}^a$ 是第 i 个集合在 t 时刻的状态分析值, $X_{i,t+1}^f$ 是第 i 个集合在 $t+1$ 时刻的状态预测值, $Y_{i,t+1}$ 是第 i 个集合在 $t+1$ 时刻的观测值。 $M(\cdot)$ 是模型算子, 表示 t 到 $t+1$ 时刻状态变化关系, 文中为烟草 LOGISTIC 模型。 H 为观测算子, 是观测转换矩阵, 文中取值为 1。 ω_i 为模拟误差, 服从均值为 0 协方差矩阵为 Q 的高斯分布; v_i 为观测误差, 服从均值为 0 协方差矩阵为 R 的高斯分布; $K_{i,t+1}$ 是增益矩阵, $\bar{X}_{i,t+1}^f$ 为预测值集合的均值, $\bar{X}_{i,t+1}^a$ 则是分析值集合的均值; P 表示状态变量的误差协方差矩阵

LAI 是叶面积指数, 这里 LAI_{max} 是生育期中 LAI 最大值, DS 为归一化积温, A, B, C 是常量参数。

4 研究结果

4.1 南雄市烟草 LAI 数据计算

本实验采用直接建立起南雄市烟草 NDVI (归一化植被指数, Normalized Difference Vegetation Index) 与 LAI 之间的回归关系的方法计算烟草 LAI, 该方法简单灵活, 应用广泛, 是一种最为常用的方法。通过光谱仪实测数据计算 NDVI 由以下公式得到:

$$NDVI = \frac{R_{800} - R_{670}}{R_{800} + R_{670}} \tag{3}$$

式中: R_{800} 和 R_{670} 分别表示在光谱值为 800 和 670 时对应烟草植被冠层光谱反射率值。

LAI 与 NDVI 的关系模型主要有指数关系和对数关系 2 种类型^[17-18]; 指数模型和对数模型, 为简化 LAI 的获取函数, 把获得的 NDVI 数据和实测 LAI 数据进行了回归分析, 并结合已有的烟草实验^[1] 以及其它参考^[19-20], 经计算得到的 LAI 与 NDVI 对数模型如下:

$$LAI = -\frac{1}{0.685} \times \ln\left(\frac{0.7891 - NDVI}{0.07825}\right)$$

在 95% 的置信区域时相关系数和调整后决定系数值分别为 0.8953 和 0.8804, 标准误差 RMSE 为 0.6375。利用上述模型, 通过平均光谱反射率计算得到各个时间南雄市烟草 LAI 理论计算值(图 3)。LAI 总体呈现先上升后下降趋势, 在前 30d 左右缓慢上升, 75d 左右达到最大值 4.72, 75d 以后 LAI 值则急剧下降。

4.2 南雄烟草 LOGISTIC 模型构建

在对建模 LAI 样本数据初步筛选后, 对烟草实测 LAI 和南雄市归一化积温数据 DS 进行的简化后的 LOGISTIC 模型构建, 通过计算, 得到方程为:

$$LAI = \frac{5.6339}{1 + e^{6.028 - 24.01 \times DS + 19.35 \times DS \times DS}}$$

由图 4 中可以看出,实测烟草 LAI 整体呈现先上升后下降的趋势,LAI 值前期缓慢上升,生长后期则快速下降,在归一化积温 0.6 左右(生长期大约 80d 左右)时达到最大值。LOGISTIC 模型对烟草实测 LAI 的整体拟合精度良好,和烟草实测 LAI 的变化趋势基本保持一致。

4.3 数据同化

同化过程采用集合卡尔曼滤波同化算法进行,运行的状态变量是 LAI,将实验区 NDVI 计算得到 LAI 和简化的 LOGISTIC 模型拟合 LAI 数据通过集合卡尔曼滤波算法进行同化。其中,模型算子 M 是简化的作物生长模型 LOGISTIC 模型,观测变量 LAI 是由实测光谱反射率数据计算 NDVI 进而获得的 LAI 值,计算中初值 $X_{i,0}^a$ 用初始时刻 LAI 值平均值表示。南雄市烟草 LAI 数据同化结果如图 5。

假设实际测量 LAI 的平均值为真实 LAI 值,从图 5 可以得到,单独使用 LOGISTIC 能够较好的整体拟合烟草 LAI 的变化趋势,计算简单,能够直接使用数学模型表示,但是计算误差相对较大,得到的 LAI 值会出现前期偏小,后期偏大的情况,分别在移栽后 15—45d 和 90—120d 内非常明显。NDVI 计算 LAI 方法和 LAI 同化方法结果则相比较为精确,基本与 LAI 实测均值曲线吻合。与 NDVI 计算 LAI 方法相比,数据同化综合 NDIV 计算 LAI 结果和 LOGISTIC 模型拟合结果,将其按权重分配,得到的 LAI 值介于两者之间,尽可能的消除二者的误差,得到的 LAI 同化数据则更接近实测平均 LAI,精度相比较于单独 NDVI 计算 LAI 方法或模型拟合方法有所提高。同化 LAI 值呈先缓慢上升,后急剧下降的趋势,在大田期 75d 左右达到最大值,最高 LAI 值达到 4.7,与烟草南雄市烟草 LAI 生长走势基本吻合。

与实际测量 LAI 数据作回归分析,发现 3 种方法的相关系数都相对较高,决定系数均在 0.8 以上,表明 3 种方法均可一定程度上反应烟草 LAI 的生长情况。由图 6 发现:同化得到的 LAI 值与观测数据基本一致,同化 LAI 值与 LAI 实际观测样本的回归分析关系式为 $y = 0.9904x + 0.0126$,在 95% 的置信区域时相关系数为 0.9456,相比较高于 NDVI 计算 LAI 方法的 0.8859。

根据 $y=x$ 散点图对 LAI 的分布情况比较发现:数据同化方法、NDVI 计算 LAI 方法和 LOGISTIC 模型拟合 3 种方法均可一定程度上表征烟草 LAI 的变化状态,其中 LOGISTIC 模型拟合方法效果最差,NDIV 计算 LAI 方法次之,集合同化方法效果最好。3 种方法在烟草作物成熟时期 LAI 拟合均取得很好的效果,LAI>4 时尤为明显,3 种方法 LAI 值均均匀分布在 $y=x$ 曲线两侧;而在 LAI<4 时,NDVI 计算 LAI 方法和 LOGISTIC 拟合 LAI 方法则会发生一定程度的离散,NDVI 计算 LAI 方法在 LAI<2 时尤为明显,LOGISTIC 则会出现每个时

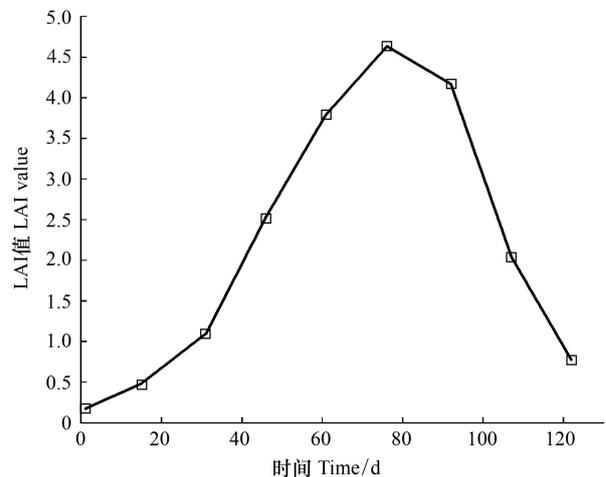


图 3 LAI 测量值计算结果

Fig.3 The results of LAI

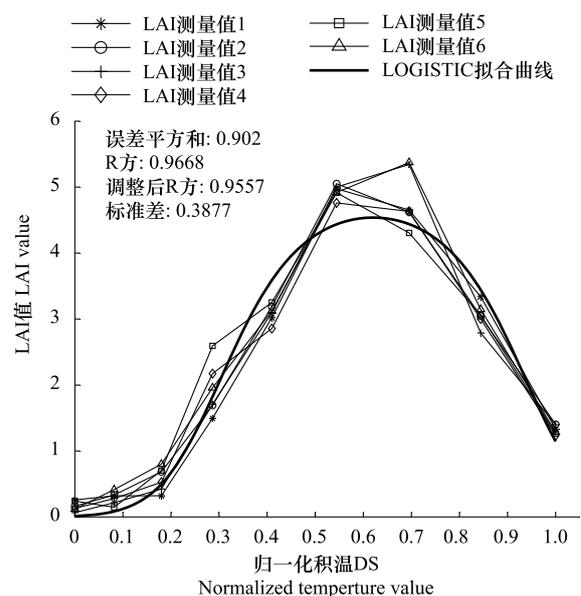


图 4 LOGISTIC 拟合结果

Fig.4 The fitting result of LOGISTIC model

间节点拟合 LAI 相同的情况,虽然此时实际的 LAI 值不同,数据同化的总体效果则相对较好,基本均匀分布于 $y=x$ 的两侧。

5 结论与讨论

数据同化技术,可将拟合模型和观测数据两者信息有效的结合起来,观测数据依次被引入到过程模型中,不断减少或者滤掉过程模型的噪声,使得同化后结果更加贴近自然界的真实状态。文中通过实测光谱遥感数据计算了广东省南雄市 2014 年 2—6 月的烟草叶面积指数 LAI,模拟了南雄市烟草简化作物生长模型 LOGISTIC 模型,并采用 LOGISTIC 模型作为集合卡尔曼滤波算法的动态模型,对烟草遥感计算得到的 LAI 数据进行卡尔曼滤波数据同化,初步实现了集合卡尔曼滤波同化算法在烟草 LAI 反演中的应用。结果显示同化得到的 LAI 结果基本和真实值吻合,精度有所提高,LAI 曲线更符合烟草的实际生长状况。

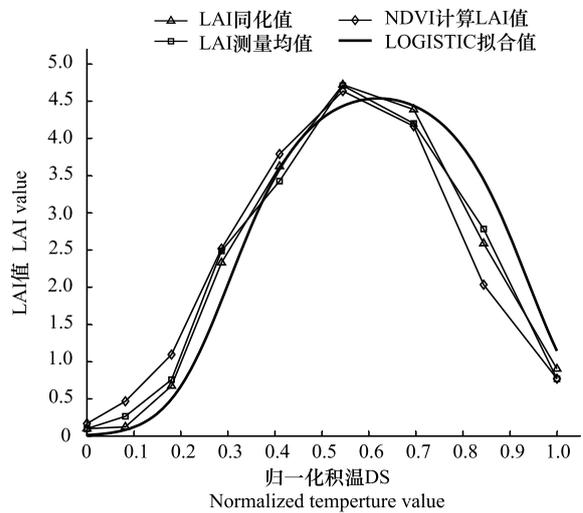


图 5 集合卡尔曼滤波反演后 LAI 曲线
Fig.5 The LAI curve assimilated with ensemble Kalman method

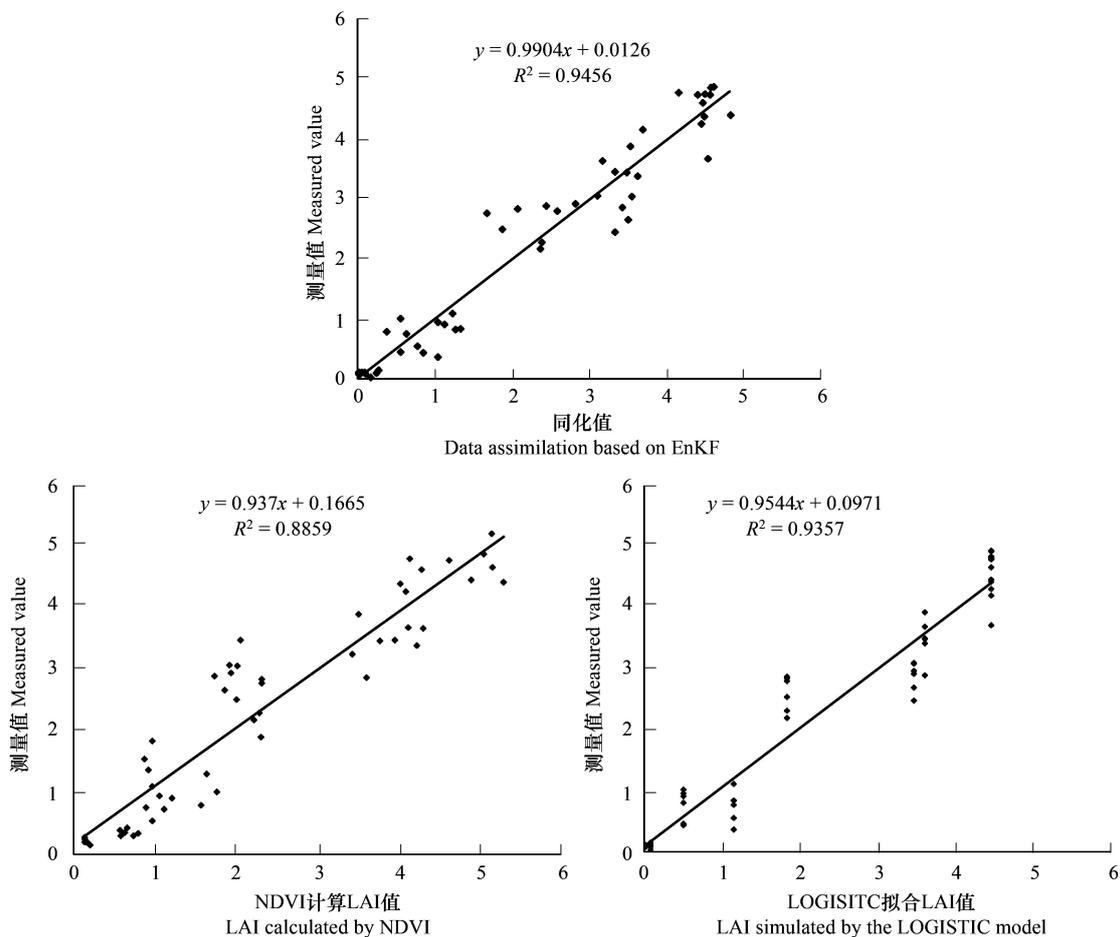


图 6 LAI 计算结果统计图
Fig.6 The statistic map of the LAI data

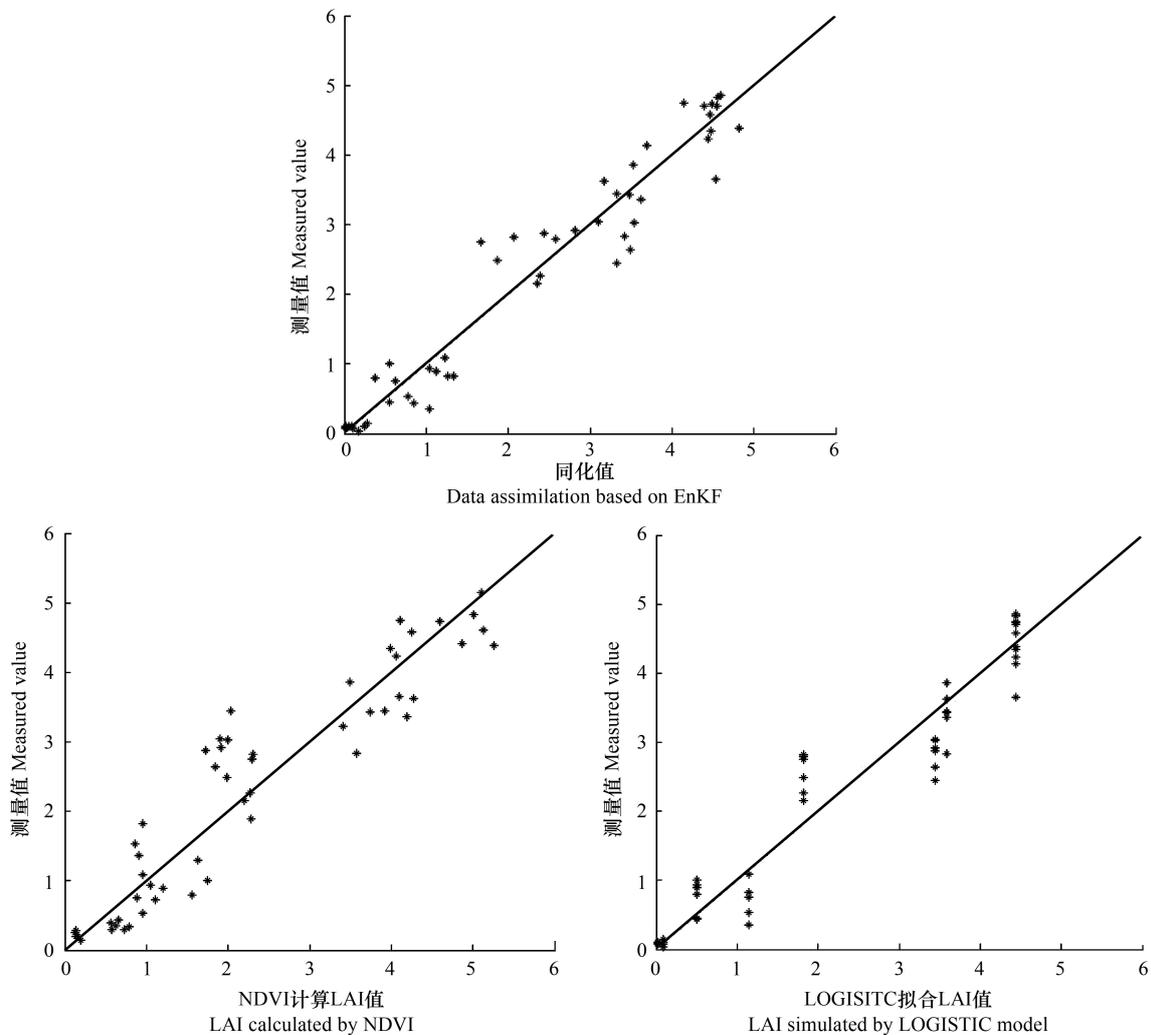


图7 LAI 值散点图

Fig.7 Scatter plots of measured and calculated LAI

相较于传统选择多种微观指标进行回归分析方法,该方法以 LAI 数据为对象,直接对 LAI 进行计算处理,无需测量和筛选与 LAI 高度相关的微观指标,操作方法相对较为简单,易于实现。数据同化方法、NDVI 计算 LAI 方法和 LOGISTIC 模型拟合 3 种方法对比发现:3 种方法均能一定程度的表征烟草 LAI 的生长变化,但相比较与单一的 LOGISTIC 模型拟合方法或 NDVI 计算 LAI 方法,集合卡尔曼滤波同化算法综合遥感观测数据和 LOGISITC 模型二者信息共同拟合,得到的 LAI 同化结果更为接近真实值,结果的总体误差更小。研究结果表明,同化遥感信息与作物生长模型对提高烟草作物 LAI 信息监测是有效的,可用于获取精度相对更高的烟草 LAI 信息。

文中发现:LOGISTIC 模型不能有效的指示烟草的生长状况,主要是因为 LOGISTIC 模型更多的是拟合得到积温和 LAI 的回归关系,LOGISTIC 能够有效用数学模型表现烟草 LAI 变化趋势,但得到的结果更多与积温数据相关,而同一时间点积温值相同,导致 LAI 计算结果在同一时间点全部相同,不能表现烟草不同植株生长的差异性,更不能有效表征出诸如天气、病虫害等外界因素导致烟草 LAI 迅速变化的状况,导致拟合结果与实际情况稍有偏差。NDVI 计算 LAI 方法在烟草长势最好时候计算效果较佳,在初生长期和枯萎期则会发生 LAI 值过大过小的现象,究其原因可能是生长前期和后期烟草的冠层面积过小导致野外测量的不稳定,如烟草早期尚未成熟和后期叶片成熟枯萎,植被冠层叶面积过小,会加入周边地物的光谱信息或者光谱测量结果为叶面光谱信息。数据同化方法则表现最优,数据同化得到的 LAI 基本均匀分布于 $y=x$ 曲线两侧,总体拟合

效果良好。主要是集合卡尔曼滤波同化算法具有动态调节的优势,它能够综合作物生长模型和观测数据两者的优势,使得整体的拟合效果达到最优。该过程可有效的减小测量值的误差敏感性,有利于减小同化后值的误差。

总体来说,目前烟草研究相对于小麦、玉米等作物较为落后。烟草研究尚未出现专门的研究模型,研究中对烟草模拟简单使用基于统计原理的 LOGISTIC 模型,该模型更多的是一种统计性表达,探究并应用一种如水稻、小麦等普适机理性模型可进一步增加数据同化算法面向烟草应用的专业性。另外,实验应用光谱数据初步验证了集合卡尔曼滤波数据同化算法在烟草光谱应用的可能性和效果,但相关实验应用和验证的范围相对狭窄,进一步应用如卫星数据更有利于烟草 LAI 同化工作的大面积和自动化的进行。

参考文献(References):

- [1] 罗静,崔伟宏,牛振国. 时空推理模型的烟草长势图谱分析与监测. 地球信息科学, 2006, 8(2): 120-124.
- [2] 靳华安,王锦地,肖志强,李喜佳. 遥感反演时间序列叶面积指数的集合卡尔曼平滑算法. 光谱学与光谱分析, 2011, 31(9): 2485-2490.
- [3] 汪耀富,高华军,邵孝侯,阿吉艾克拜尔,杨天旭. 烤烟叶面积指数增长的优化模型研究. 河南农业科学, 2005,(10): 42-45.
- [4] 刘国顺,李向阳,刘大双,喻奇伟. 利用冠层光谱估测烟草叶面积指数和地上生物量. 生态学报, 2007, 27(5): 1763-1771.
- [5] 张正杨,马新明,贾方方,乔红波,张营武. 烟草叶面积指数的高光谱估算模型. 生态学报, 2012, 32(1): 168-175.
- [6] 王建伟,薛超群,张艳玲,张仕祥,尹启生. 烤烟叶面积系数与冠层反射光谱指数的定量关系. 烟草科技, 2008, (4): 49-52.
- [7] 闫岩,柳钦火,刘强,李静,陈良富. 基于遥感数据与作物生长模型同化的冬小麦长势监测与估产方法研究. 遥感学报, 2006, 10(5): 804-811.
- [8] Reichle R H. Data assimilation methods in the Earth sciences. *Advances in Water Resources*, 2008, 31(11): 1411-1418.
- [9] 马建文. 数据同化算法研发与实验. 北京: 科学出版社, 2013: 55-58.
- [10] 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. 地球科学进展, 2009, 24(4): 444-451.
- [11] 李新,摆玉龙. 顺序数据同化的 Bayes 滤波框架. 地球科学进展, 2010, 25(5): 515-522.
- [12] 王东伟. 遥感数据与作物生长模型同化方法及其应用研究[D]. 北京: 北京师范大学, 2008.
- [13] 黄健熙,武思杰,刘兴权,马冠南,马鸿元,吴文斌,邹金秋. 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. 农业工程学报, 2012, 28(4): 142-148.
- [14] 陈思宁,赵艳霞,申双和. 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. 中国农业气象, 2012, 33(2): 245-253.
- [15] 钟华. 湖北省不同生态型烟区烟草优化灌溉制度研究[D]. 南京: 河海大学, 2006.
- [16] 林忠辉,项月琴,莫兴国,李俊,王玲. 夏玉米叶面积指数增长模型的研究. 中国生态农业学报, 2003, 11(4): 69-72.
- [17] Qi J, Kerr Y H, Moran M S, Weltz M, Huete A R, Sorooshian S, Bryant R. Leaf Area Index Estimates Using Remotely Sensed Data and BRDF Models in a Semiarid Region. *Remote Sensing of Environment*, 2000, 73(1): 18-30.
- [18] 刘东升,李淑敏. 北京地区冬小麦冠层光谱数据与叶面积指数统计关系研究. 国土资源遥感, 2008, 20(4): 32-34.
- [19] Garrigues S, Allard D, Baret F, Weiss M. Influence of Landscape Spatial Heterogeneity on the Non-linear Estimation of Leaf Area Index from Moderate Spatial Resolution Remote Sensing Data. *Remote Sensing of Environment*, 2006, 105(4): 286-298.
- [20] 解毅,王鹏新,刘峻明,李俐. 基于四维变分和集合卡尔曼滤波同化方法的冬小麦单产估测. 农业工程学报, 2015, 31(1): 187-195.