doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.04.033

基于LAI和VTCI及粒子滤波同化算法的冬小麦单产估测

王鹏新[1]　孙辉涛[1]　解　毅[1]　王　蕾[1]　张树誉[2]　李　俐[1]
(1. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083; 2. 陕西省气象局, 西安 710014)

摘要: 为进一步提高冬小麦单产的估测精度和验证粒子滤波算法在同化研究中的适用性,以陕西省关中平原为研究区域,以叶面积指数(LAI)和条件植被温度指数(VTCI)为同化系统的状态变量,采用重采样粒子滤波算法同化 CERES-Wheat 模型模拟的与遥感数据反演的 LAI 和 VTCI,并依据在不同类型样点应用最优同化 LAI 和 VTCI 构建的单产组合估测模型对 2008—2014 年冬小麦单产进行估测。结果表明,同化 LAI 具有良好的时间和空间连续性,可减缓 CERES-Wheat 模型模拟 LAI 的剧烈变化,其峰值出现时间与遥感 LAI 变化趋势基本同步,更加符合关中平原冬小麦实际变化情况;同化 VTCI 能同时表达模型模拟值和遥感观测值的变化趋势,且更能反映冬小麦对水分胁迫的敏感性。比较不同类型样点基于不同同化变量建立的估产模型,发现在旱作样点,同时同化 VTCI 和 LAI 的单产估测结果($R^2=0.531$)优于单独同化 VTCI($R^2=0.475$)或 LAI($R^2=0.428$)的估测结果,且同时同化 VTCI 和 LAI 与实测产量间相关性达极显著水平($P<0.001$);而在灌溉样点单独同化 LAI 的估测结果精度最高($R^2=0.539$),同时同化 VTCI 和 LAI 的估测结果次之($R^2=0.457$),单独同化 VTCI 的估测结果较差($R^2=0.243$)。表明在旱作样点,冬小麦叶面积指数和水分胁迫是影响其产量形成的主要因子,而在灌溉样点,叶面积指数是影响冬小麦产量形成的主要因子。

关键词: 冬小麦; 估产; 粒子滤波; 条件植被温度指数; 叶面积指数; 同化; 作物生长模型
中图分类号: S125; TP7　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2016)04-0248-09

Winter Wheat Yield Estimation Based on Particle Filter Assimilation Algorithm and Remotely Sensed LAI and VTCI

Wang Pengxin[1]　Sun Huitao[1]　Xie Yi[1]　Wang Lei[1]　Zhang Shuyu[2]　Li Li[1]
(1. *College of Information and Electrical Engineering*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*
2. *Shaanxi Provincial Meteorological Bureau*, *Xi'an* 710014, *China*)

Abstract: Data assimilation (DA) provides a way for effective combination of model simulation and observation, and improves accuracy of winter wheat yield estimation. Among various DA methods, the particle filter (PF) is not constrained by the conditions of linear models and Gaussian error distribution, and receives more attention and application of DA. Currently, most researchers adopt single remotely sensed data source and single variable assimilation strategy, which cannot accurately reflect the interactive process among radiation, temperature and water, and limit the performance of data assimilation systems. To improve accuracy of winter wheat yield estimation, a particle filter algorithm was proposed, which was based on a sequential important sampling procedure of assimilating leaf area index (LAI) and vegetation temperature condition index (VTCI) retrieved from MODIS data into the CERES-Wheat model (Crop environment resource synthesis for wheat) to estimate winter wheat yield from 2008 to 2014 in Guanzhong Plain, Shaanxi, China. In order to determine effects of the assimilated variables on winter wheat yield estimation under different management practices, eight typical rainfed farming sites and four irrigation sites were selected, and the assimilated LAI or VTCI or both of them were used to

收稿日期: 2015-10-08　修回日期: 2015-11-09
基金项目: 国家自然科学基金项目(41371390)
作者简介: 王鹏新(1965—),男,教授,博士生导师,主要从事定量遥感及其在农业中的应用研究,E-mail: wangpx@cau.edu.cn

establish winter wheat yield estimation models. The results showed that the assimilated LAI had good temporal and spatial continuity, and the sharp changing points of seasonal LAI were decreased after applying the particle filter assimilation algorithm. The peak and seasonal trend of the assimilated LAI were basically in agreements with those of the remotely sensed LAI, and the problem of low values of MODIS－LAI was solved to a certain degree after assimilation. The seasonal change of assimilated VTCI was in good agreement with those of both the remotely sensed VTCI and the simulated VTCI, and the assimilated VTCI was a good index for indicating crop water stress of winter wheat. These results suggested that the assimilation of LAI and VTCI might be preferable when the study areas were vulnerable to water stress. At the rainfed farming sites, the determination coefficient of the yield estimation model with assimilated LAI and VTCI was the highest as 0.531 ($P<0.001$), and the determination coefficients of the yield estimation models with assimilated LAI or VTCI were 0.428 and 0.475, respectively, which were both at the significance level of $P<0.001$. However, at the irrigation sites the determination coefficient of the yield estimation model with assimilated LAI was the highest as 0.539 ($P<0.001$), the coefficient of the yield estimation model with assimilated LAI and VTCI was 0.457 ($P<0.01$), and the coefficient of the yield estimation model with assimilated VTCI was the lowest as 0.243 ($P<0.10$). In conclusion, the LAI and crop water stress were the important factors that affected winter wheat yield in rainfed farming areas, while the LAI became the important factor in irrigation areas. The study could provide a reference for crop yield estimation by using data assimilation algorithms which combined multi-source remotely sensed variables with crop growth model.

Key words: winter wheat; yield estimation; particle filter; vegetation temperature condition index; leaf area index; assimilation; crop growth model

引言

数据同化技术能够将多源遥感对地观测数据和地面实测数据耦合入作物生长模型，从而有效地解决了作物生长模型从单点研究扩展到区域应用时，由于地表、近地表环境的非均匀性导致模型在区域尺度关键输入参数方面难以获取和处理的问题，是提高农作物长势监测和产量估测精度的有效技术手段。数据同化算法是同化系统的核心组成[1]，目前比较常用的是顺序同化算法。顺序同化算法以集合卡尔曼滤波（EnKF）算法应用为主[2]，而粒子滤波是近年来发展起来的同化算法[3-4]。与 EnKF 算法的前提假设——观测和模型状态先验分布需遵循高斯分布相比，粒子滤波利用一组带有相关权值的随机样本估计后验概率密度，从而不需要对状态变量的概率分布作过多的约束，可用于非线性非高斯动态系统，目前已在农业[5-6]、交通[7-8]、水文[9-10]等多个领域得到应用。

冬小麦产量是多种因素共同作用的结果，其中叶面积指数（LAI）、土壤水分（SM）、蒸散（ET）等是评估产量变化的关键环境变量，近年来运用同化技术估测农作物产量往往只针对单一变量进行同化研究[11-12]，未综合多因子研究对作物产量的影响，因此基于多变量数据同化策略已经成为农业数据同化的研究趋势。PAUWELS 等[13]采用 EnKF 算法将 LAI 和 SM 同化入作物-水文耦合模型，并评价两者对模型模拟的影响程度，发现同时同化 LAI 和 SM 能获取最优的模拟状态；INES 等[14]采用 EnKF 将 LAI 和 SM 同化入改进的 CERES－Maize 模型，并对美国爱荷华州的玉米产量进行了估测，发现在极度湿润环境下，单独同化 SM 并不能提高模型估产结果，此时单独同化 LAI 要优于同时同化 LAI 和 SM 或单独同化 SM；而在一般情况下，同时同化 LAI 和 SM 的效果最好。

当前，主要以微波遥感技术获取同化系统所需观测土壤水分[9,14]，而在高植被覆盖条件下，如冬小麦拔节期，基于微波遥感数据的土壤表层水分的反演精度较低[15]，进而影响到同化结果。在 NDVI 和 LST 的散点图呈三角形区域分布的基础上，王鹏新等[16]提出条件植被温度指数（VTCI）的干旱监测方法，并已成功应用于陕西省关中平原的干旱监测、预测及其影响评估等研究[17]，且以往的研究表明，VTCI 适合高植被覆盖度下的干旱监测，与土壤表层水分具有显著相关性，且数据同化技术可提高 VTCI 的区域估产精度[18-19]。鉴于此，本研究以陕西省关中平原冬小麦为研究对象，以 2008—2014 年小麦生长年为研究时段，以 VTCI 和 LAI 为同化系统状态变量，采用重采样粒子滤波算法对试验选取的 8 个

旱作(雨养)样点和 4 个灌溉样点分别实施单独同化 VTCI、单独同化 LAI 和同时同化 VTCI 和 LAI 3 种同化方案,并依据不同类型样点选取的最优变量建立的组合估产模型对冬小麦的单产进行估测,以期获得精度更高的估产模型。

1 材料与方法

1.1 研究区域概况

关中平原位于陕西省中部的渭河流域,西起宝鸡,东至潼关,西窄东宽,地势西高东低,土壤肥沃,土地利用率较高,是陕西省的农业生产基地,作物种植模式主要为冬小麦与夏玉米轮作[20]。该区域属大陆性季风半湿润气候区,降水量较少,年平均降水量为 550 ~ 700 mm,年平均气温为 6 ~ 13℃。冬小麦播种时间一般为 10 月上、中旬,播种后 5 ~ 6 d 出苗,至 4 月下旬进入抽穗期,乳熟期则一般为 5 月中、下旬[21],选取的研究区域具体位置在 106°22′ ~ 110°24′ E、33°57′ ~ 35°39′ N 之间。

1.2 试验数据准备

1.2.1 田间实测数据

2008—2014 冬小麦生产年在关中平原小麦种植区选择 12 个典型地面调查样点(图 1),其中,宝鸡市凤翔县城西、陈仓区北、岐山县蒲村镇,咸阳市乾县石牛乡,西安市蓝田县史家寨乡,渭南市蒲城县城北、蒲城县孙镇和合阳县王村镇为旱作样点;宝鸡市眉县常兴镇、扶风县城北,咸阳市三原县鲁桥镇和临渭区蔺店镇为灌溉样点。在冬小麦播种前测量土壤剖面水分、土壤养分,作为 CERES - Wheat(Crop environment resource synthesis for wheat)模型的输入参数。其中,土壤剖面分层为 0 ~ 12 cm、12 ~ 20 cm、20 ~ 50 cm、50 ~ 80 cm、80 ~ 120 cm、120 ~ 160 cm 和 160 ~ 200 cm。应用常规方法测定土壤剖面各层的 pH 值、有机质、全氮和有效氮、全磷和有效磷、阳离子交换量等。在冬小麦生长的拔节期、抽穗期实测和调查了各样点的小麦品种、播种方式、高度、种植密度、覆盖率、施肥日期和施肥量、灌溉日期和灌溉量、生物量等。在冬小麦成熟期测量了单产和生物量,方法为选取 3 个 60 cm × 60 cm 的样方并采样,将所有样本冬小麦晒干、脱粒,称量干燥后的籽粒质量并计算小麦单产。

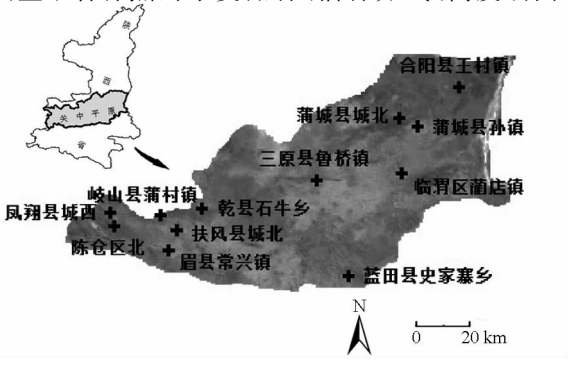

图 1 研究区域及样点分布

Fig. 1 Study area and distribution of sampling sites

1.2.2 遥感观测 VTCI 与 LAI

VTCI 是基于遥感反演的归一化植被指数(NDVI)和地表温度(LST)特征空间呈三角形区域分布的特点提出的,主要用于监测旱情。基于 Aqua - MODIS 日地表反射率产品(MYD09GA)和日地表温度产品(MYD11A1)获取的日 NDVI 和 LST,应用最大值合成技术分别生成旬 NDVI 和 LST 最大值合成产品,并以此计算 VTCI[16, 22],获得每年冬小麦主要生育期(3—5 月份)旬尺度 VTCI 影像。根据田间实测获取的样点经纬度坐标计算其在遥感影像上的像素坐标,以样点为中心 3 像素 × 3 像素内所含像素的 VTCI 均值作为单点同化试验的外部观测数据。

LAI 选取 2008—2014 年冬小麦从播种到收获期间天数(255 d 左右)内所有 MCD15A3 产品,与 MOD15A2(Terra - MODIS)和 MYD15A2(Aqua - MODIS)产品不同,MCD15A3 数据产品同时使用 Terra 和 Aqua 卫星上的 MODIS 传感器数据进行反演,每 4 d 合成一次,时间分辨率更高,更有利于农作物长势和物候的监测。利用 MODIS 重投影工具(MODIS re-projection tool, MRT)将所有数据转换为统一的 Lambert 等面积投影,空间分辨率为 1 km。对投影后的数据作裁剪处理,得到关中平原的 LAI 影像,采用与获取样点 VTCI 值同样的方法获得样点 LAI 值作为单点同化试验的外部观测数据。

1.2.3 CERES - Wheat 模型的标定

CERES - Wheat 模型的输入数据主要包括气象、土壤、田间管理和作物品种遗传特性等 4 方面的数据和参数。其中,气象数据包括调查样点的逐日最高气温、最低气温、降水量和日照时数等,由陕西省气象局提供。土壤数据主要包括土壤类型、容重、田间持水量、饱和含水率、有机质含量、有效氮、pH 值等。田间管理数据主要包括田间样点的编号名称、调查时间、冬小麦的品种、播种方式、高度、植株密度、覆盖率、施肥日期和施肥量、灌溉日期和灌溉量等。土壤和田间管理数据主要由实地调查与实测获得。

冬小麦的遗传特性参数控制其生长发育进程,直接关系到植株形态的发育与作物产量的形成,因此模型在应用前需对这些参数进行标定[23]。本文 CERES - Wheat 模型的标定主要分为 5 个步骤:① 检验模拟的开花期和成熟期时间与实测的开花

期和成熟期时间是否吻合。② 检验模拟的冬小麦生育期总天数与实际情况是否吻合。③ 检验模拟的冬小麦 LAI 与实际测量的 LAI 是否吻合，以及 LAI 最大值出现日期是否接近。④ 检验模拟的最终产量与实测产量是否接近。⑤ 检验模拟的土壤分层含水率与实测数据是否吻合。

1.2.4 模型模拟 VTCI 和 LAI

由于研究所需的样点模拟 VTCI 数据不能由 CERES－Wheat 模型直接模拟得到，以往的研究结果表明，该地区多年旬尺度的 VTCI 与土壤浅层水分具有显著相关性[18]，因此本文获取模拟 VTCI 的具体方法为：驱动模型运行得到以天为步长的土壤浅层水分数据（0～20 cm 层），计算冬小麦主要生育期内每旬土壤水分数据的均值，并与旬尺度观测的 VTCI 建立回归模型，通过该回归模型计算同化所需的旬尺度模拟 VTCI 数据。模拟 LAI 数据由 CRRES－Wheat 模型直接模拟获得。

1.3 重采样粒子滤波同化算法

粒子数、系统模型误差、观测误差以及状态初始重要性概率密度等系统参数的设置都会对同化系统性能造成影响，因此在采用粒子滤波算法同化前先对各参数进行敏感性分析，确定这些参数的最优值[9]。

1.3.1 预测阶段

预测阶段主要分为粒子群初始化以及各粒子重要性权重分配、模型状态预测和观测预测。

（1）粒子群初始化。用给定的高斯分布随机噪声 $v_k^i(i=1,2,\cdots,N)$ 扰动模型初始状态变量 x_k，获得 k 时刻的系统状态 x_k^i

$$x_k^i = x_k + v_k^i \tag{1}$$

其中

$$v \sim (0, B) \tag{2}$$

式中 x_k^i——k 时刻第 i 个粒子的模型状态变量的预测值

v——离散时间域内遵循均值为 0，标准差为 B_{VTCI} 或 B_{LAI} 高斯分布的模型过程噪声序列

（2）粒子重要性权重分配。均匀分配粒子重要性的权重

$$w_k^i = \frac{1}{N} \tag{3}$$

（3）模型状态预测。N 个初始模型状态 x_k^i 在非线性模型算子 M 中随时间演进，获得模型预测状态 x_{k+1}^i

$$x_{k+1}^i = M(x_k^i, u_k) \tag{4}$$

式中 $M(\cdot)$——CERES－Wheat 模型非线性模型算子，表达系统由 k 时刻到 $k+1$ 时刻的状态转移

u_k——模型驱动参数

（4）观测预测。利用观测算子 $\boldsymbol{H}(\cdot)$ 将模型状态预测转换为观测预测 y_{k+1}^i

$$y_{k+1}^i = \boldsymbol{H}(x_{k+1}^i) + \varepsilon_{k+1} \tag{5}$$

其中

$$\varepsilon_{k+1} \sim N(0, O_{k+1}) \tag{6}$$

式中 $\boldsymbol{H}(\cdot)$——观测算子，一般用于将模型的状态变量转换到外部观测空间，由于本文模型状态变量与观测变量相同，故 $\boldsymbol{H}$ 为单位矩阵

ε——离散时间域内遵循均值为 0、标准差为 O_{VTCI} 或 O_{LAI} 正态分布的观测噪声序列

1.3.2 更新阶段

采用不同的权重更新方法获取最优的同化结果。对于 VTCI，拟获取的同化值结果能够直接综合遥感观测结果和模型模拟结果，因此，利用预测观测、实际观测以及初始重要性概率密度计算每个粒子的重要性权重

$$\hat{w_{k+1}^i} = \frac{w_k^i p(y_{k+1} \mid x_{k+1}^i) p(x_{k+1}^i \mid x_k^i)}{q(x_{k+1}^i \mid x_k^i, y_{k+1}^i)} \tag{7}$$

对于 LAI，在分析模型各参数敏感性并正确校正，相关数据（包括气象、土壤、田间管理）能正确输入的前提条件下，模型模拟的总体 LAI 值较接近实际 LAI 值[21,24]。而由于混合像元等原因，遥感反演 LAI 产品与实际 LAI 值相比存在明显的偏低现象，在有云污染的情况下，还存在数据质量偏低甚至缺失的情况，但遥感 LAI 是整个遥感系统和 LAI 计算方法共同作用的结果，能在很大程度上反映作物的实际生长趋势状况[6]。因此，研究拟获取同化 LAI 的结果以 CERES－Wheat 模拟值为基准值，而变化趋势符合遥感观测 LAI。具体算法设计为：对粒子的初始重要性概率密度函数作特定的选取

$$q(x_{k+1}^i \mid x_k^i, y_{k+1}^i) = p(x_{k+1}^i \mid x_k^i) \tag{8}$$

将式（8）代入式（7），并假定预测粒子偏离观测值的状况符合正态分布，以正态分布的概率密度函数计算预测粒子的权重

$$\hat{w_{k+1}^i} = 1/\sqrt{2\pi O_{k+1}} \exp\left(-(x_{k+1}^i - y_{k+1})^2/(2O_{k+1})\right) \tag{9}$$

对权重进行归一化处理，得到归一化粒子权重 w_{k+1}^i。

根据粒子滤波本身的特点，随着无效采样粒子数目的增加，使得大量的计算浪费在对后验滤波概率分布几乎不起作用的粒子上，估计性能下降，因此，本文在算法实施过程中采用残差重采样的方法，复制高权重粒子，去除低权重粒子[9]。

1.3.3 状态最优估计

设归一化重采样后各粒子权重为 $w_{k+1,res}^i$，则

$k+1$ 时刻 VTCI 或 LAI 状态估计值 x_{k+1} 为

$$x_{k+1} = \sum_{i=1}^{N} w_{k+1,res}^{i} x_{k+1}^{i} \tag{10}$$

x_{k+1} 即为该时刻 VTCI 或 LAI 的同化值,进入下一时刻,再次扰动状态变量,返回预测阶段粒子重要性权重分配,直到 k 等于预期的时间步长时,循环迭代终止,获得时间序列状态变量同化值。

根据敏感性分析的结果,本研究将粒子数 N 设置为 200,系统模型误差标准差 B_{VTCI} 和 B_{LAI} 分别设置为 0.05 和 0.5。根据以往经验,分别设置观测值的 3% 和 5% 作为观测项误差标准差 O_{VTCI} 和 O_{LAI}。

1.4 VTCI 和 LAI 的时间尺度转换与估产模型的构建

本文同化 VTCI 以旬为尺度,而同化 LAI 以天为步长,为了解决两变量时间尺度不一致的问题,将冬小麦越冬后划分为返青期(3 月上旬—3 月中旬)、拔节期(3 月下旬—4 月中旬)、抽穗—灌浆期(4 月下旬—5 月上旬)和乳熟期(5 月中旬—5 月下旬)4 个主要生育时期[17]。将各主要生育时期的 LAI 累加求和作为该生育时期的 LAI,取各生育时期内所包含的多旬 VTCI 的均值作为该生育时期的 VTCI。将 2008—2014 年 12 个样点各生育时期的 LAI 和 VTCI 分别运用组合熵的方法[25]计算获取各主要生育期 LAI 和 VTCI 的权重,根据权重结果计算获取加权 LAI 和 VTCI,并分别与样点多年实测单产进行线性回归分析,建立冬小麦单产估测模型。

2 结果与分析

2.1 CERES-Wheat 模型的标定结果与分析

同化试验前,先采用 2008—2014 冬小麦生长年的田间实测数据、土壤数据以及各试验样点附近气象站点提供的气象数据运行 CERES-Wheat 模型并进行标定[26],并采用 2012 年实测 LAI、实测土壤水分和调查收获日期与标定的模型模拟结果进行对比。结果表明,所有样点模拟 LAI 与实测 LAI 值的均方根误差(RMSE)为 0.48,平均相对误差为 14.71%;模拟土壤水分(0~20 cm)的均方根误差为 0.07 cm^3/cm^3,平均相对误差为 8.46%;模拟收获日期与实际收获日期的差值均小于 7 d,由此,标定的 CERES-Wheat 模型的模拟精度较高。

2.2 LAI 的同化结果与分析

关中平原冬小麦 10 月上旬播种,之后不久小麦进入出苗期和越冬期,至 3 月上旬进入返青期,返青期过后冬小麦叶片数量和质量迅速增加,至抽穗-灌浆期达到最大。关中平原冬小麦抽穗-灌浆期时间一般为 4 月下旬到 5 月上旬。通过对所有年份所有样点的综合对比分析,以代表性较好的合阳县王村镇旱作样点和三原县鲁桥镇灌溉样点为例进行 LAI 的同化分析(图 2),可以看出,同化 LAI 曲线的最大值对应时间点均在合理的范围内。从 3 月 22 日左右开始到 LAI 达到最大值,CERES-Wheat 模型模拟 LAI 上升幅度明显,而遥感观测 LAI 处于一个局部波动但缓慢上升的阶段,在相同时间段内同化 LAI 具有与遥感 LAI 相似的变化趋势,且取值更接近 CERES-Wheat 模型模拟值。从 LAI 达到最大值后,模型模拟值迅速减小,曲线斜率绝对值较大,而遥感 LAI 下降幅度相对较为平缓,在上升阶段,模型模拟 LAI 值始终大于同化 LAI 值,而在下降阶段,同化 LAI 值逐渐大于模型模拟值,其变化趋势更接近遥感观测信息。从合阳县王村镇旱作样点(图 2a)可以看出,从 4 月 17 日—4 月 25 日左右模型模拟 LAI 有一个先下降再上升的过程,而遥感观测 LAI 曲线从 4 月 26 日—5 月 8 日左右变化趋势是先下降后迅速达到最大值,同化 LAI 从 4 月 30 日—5 月 8 日左右经过小幅下降后较平滑的达到最大值,受遥感观测信息调整的影响,同化 LAI 的最大值对应时间点与遥感观测的更为一致,变化趋势更贴近遥感观测 LAI 的变化趋势。尽管三原县鲁桥镇灌溉样点 LAI 最大值的出现时间与遥感观测 LAI 最大值的出现时间不一致(图 2b),但同化 LAI 值较遥感观测 LAI 仍有较大提升,且在上升阶段、下降阶段和整体变化趋势方面都有较好的体现。由此,同化 LAI 较好地融合了 CERES-Wheat 模型模拟 LAI 与遥感观测 LAI 两者间的优势,同化后的 LAI 时间序列保留了遥感观测获得的冬小麦 LAI 变化趋势,且 LAI 值也明显提高,更符合关中平原冬麦区冬小麦实际生长状况。

2.3 VTCI 的同化结果与分析

以合阳县王村镇旱作样点(图 2c)和三原县鲁桥镇灌溉样点(图 2d)为例,可看出,同化 VTCI 均能够较好地结合模型模拟值和遥感观测值,具体表现为:旱作样点 3 月上旬 VTCI 观测值明显偏大(图 2c),受模拟值的影响同化 VTCI 有所降低;灌溉样点 4 月上旬遥感观测值偏低(图 2d),而同化 VTCI 由于受到模拟值的影响,结果更符合关中平原实际干旱情况。为了进一步验证同化 VTCI 能否较之前更好地与降水量数据结合,将观测 VTCI 和同化 VTCI 分别与旬累积降水量数据进行对比分析(图 3)。可看出,在合阳县王村镇旱作样点(图 3a),无论是观测 VTCI 还是同化 VTCI 均大体上符合旬累积降水量的变化趋势,但同化 VTCI 在遵循原有变化趋势的基础上对观测值做出了较大的改善。表

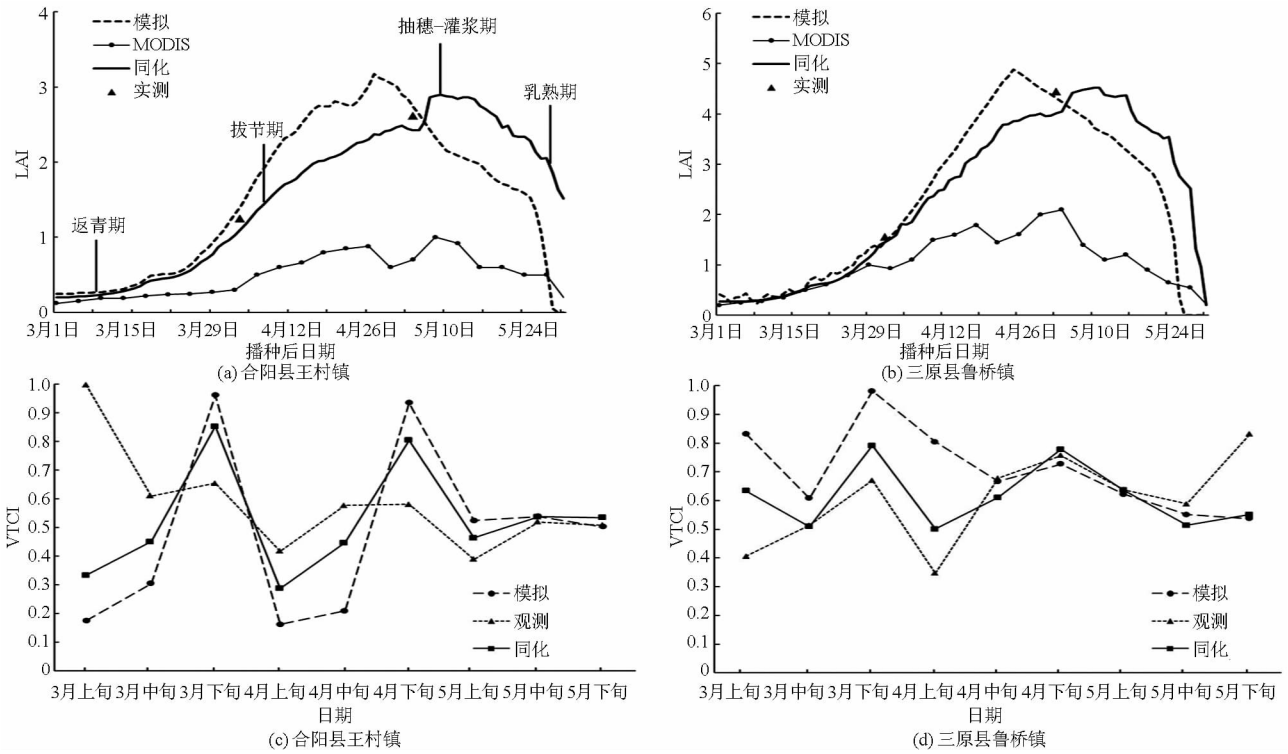

图 2　2012 年不同样点 LAI 和 VTCI 的变化趋势

Fig. 2　Changing trend of LAI and VTCI at different farming sites in 2012

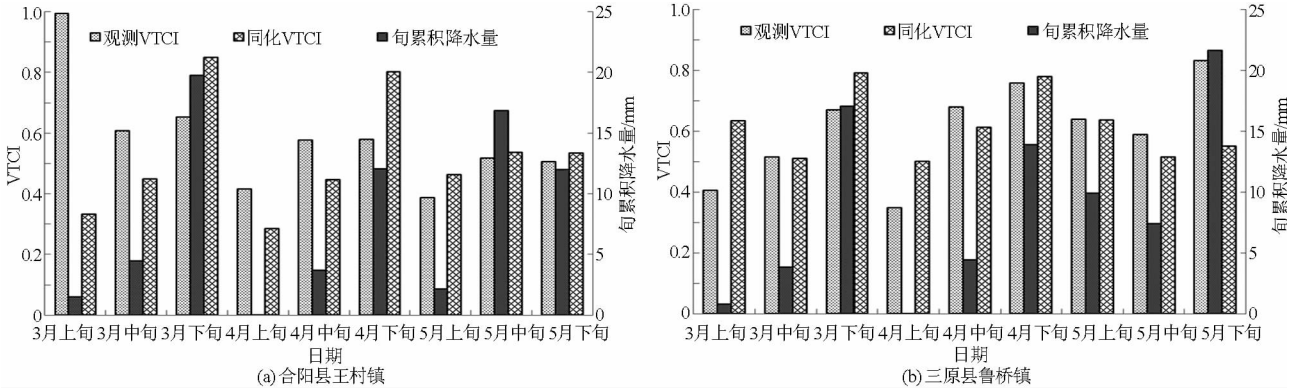

图 3　不同样点观测 VTCI、同化 VTCI 与旬累积降水量

Fig. 3　Observed and assimilated VTCIs and cumulative rainfall amount at different farming sites

现为，3 月上旬累积降水量仅为 1.5 mm，但观测 VTCI 达到 0.96，明显偏大，属不旱范围，同化 VTCI 为 0.33，调整幅度较大，使结果更能反映实际干旱情况。3 月中旬、4 月上旬和 4 月中旬累积降水量均低于 5 mm，同化 VTCI 值由原观测值 0.61、0.45、0.58 分别调整为 0.45、0.28、0.44，在原观测值偏大的基础上做出了改善，使其能更好地与降水数据结合。对于 3 月下旬累积降水量在 15 mm 以上，同化 VTCI 值达到了 0.85 左右，属不旱范围。另外，4 月下旬、5 月中旬和 5 月下旬等相对未同化 VTCI 均有不同程度的调整，使结果更贴近研究样点实际干旱情况。而在三原县鲁桥镇灌溉样点（图 3b），相对于观测 VTCI，同化 VTCI 虽然与降水量数据的变化趋势较符合，但整体效果欠佳，且同化 VTCI 值普遍在 0.55 以上，对干旱的反映不敏感。主要原因可能是由于灌溉的影响，干旱与降水之间关系的密切程度降低，致使模拟 VTCI 偏差较大，进而影响同化效果。总之，同化 VTCI 能较好地响应外部观测数据，且有效地表现了模型模拟值与遥感观测值的优点，虽然在灌溉样点的同化效果相对于旱作样点欠佳，但其仍能遵循旬累积降水量的变化趋势。

2.4　估产同化变量的选择与分析

基于不同类型样点，将每年主要生育时期 LAI 和 VTCI 根据组合熵方法计算的权重结果获取加权 LAI 和 VTCI[25]，并将加权变量值分别与样点 2008—2014 年实测单产进行线性回归分析，建立基于不同同化变量的单产估测模型（表 1）。结果表

明,在旱作样点,单独同化 LAI、单独同化 VTCI 以及同时同化 LAI 和 VTCI 双变量获得的估产模型的决定系数均较高,均通过了 5% 的显著性水平检验,且同时同化 LAI 和 VTCI 双变量的单产估测结果精度高于同化单变量的估测结果。同化双变量估产模型的决定系数为 0.531($P<0.001$)。而在灌溉样点,单独同化 LAI 和同时同化 LAI 与 VTCI 构建的估产模型的决定系数明显高于单独同化 VTCI($R^2=0.243$),且单独同化 LAI 所构建的估产模型的精度最高,决定系数达到了 0.539($P<0.001$),同时同化 LAI 和 VTCI 次之($R^2=0.457$),单独同化 VTCI 最低,且基于同化 VTCI 获得的估产模型未通过 5% 的显著性水平检验($P=0.067$)。因此,在灌溉样点,单独同化 VTCI 对同化估产研究适用性欠佳,所获取的估产模型精度较低,主要原因可能是灌溉样点在发生水分胁迫时可及时进行灌溉,以缓解水分胁迫对冬小麦的影响,降低在小麦生育期对水分胁迫的敏感性,致使模拟 VTCI 偏差较大,进而影响 VTCI 的同化结果。同时同化 LAI 和 VTCI 构建的估产模型的精度亦不如单独同化 LAI,主要原因可能是同时同化 LAI 和 VTCI 时同样受到模拟 VTCI 误差的影响。

从基于旱作样点和灌溉样点建立的估产模型可以看出(表 1),同时同化 LAI 和 VTCI 获得的估产模型的估测结果精度最高($R^2=0.503$),但其仍低于旱作样点同时同化 LAI 和 VTCI($R^2=0.531$)以及灌溉样点单独同化 LAI($R^2=0.539$)的估测结果精度。

综上所述,在不同类型样点的估产中,同化变量的选择对估产模型的精度影响显著。在旱作样点,同时同化 LAI 和 VTCI 效果最好,而在灌溉模式下,单独同化 LAI 效果最佳。因此在同化估产研究时,不同管理模式下同化变量的选择对农作物的估产结果影响较大,应选取不同类型样点的最优同化变量建立估产模型,以提高估产的精度。

表 1 不同类型样点基于同化 LAI、同化 VTCI 及同时同化 LAI 和 VTCI 的冬小麦单产估测模型

Tab.1 Winter wheat yield estimation models based on assimilated LAI or VTCI or both of them at different farming sites

样点类型	同化变量	单产估测模型	决定系数 R^2	显著性检验
旱作样点	*LAI*	$Y=90.0LAI+2\,982.2$	0.428	$P<0.001$
	VTCI	$Y=8\,406.6VTCI+1\,152.7$	0.475	$P<0.001$
	LAI + VTCI	$Y=80.3LAI+4\,001.7VTCI+776.7$	0.531	$P<0.001$
灌溉样点	*LAI*	$Y=93.1LAI+2\,237.2$	0.539	$P<0.001$
	VTCI	$Y=8\,934.1VTCI+1\,053.6$	0.243	$P=0.067$
	LAI + VTCI	$Y=90.3LAI+1\,847.2VTCI+1\,144.5$	0.457	$P=0.003$
旱作样点和灌溉样点	*LAI*	$Y=73.4LAI+3\,532.4$	0.435	$P<0.001$
	VTCI	$Y=8\,706.6VTCI+1\,034.1$	0.418	$P<0.001$
	LAI + VTCI	$Y=63.4LAI+4\,067.7VTCI+1\,296.2$	0.503	$P<0.001$

注:Y 代表不同模型估测的冬小麦单位产量。

为进一步验证不同类型样点选取最优同化变量所构建的估产模型的精度,选取旱作样点基于 LAI 和 VTCI 双变量建立的估产模型和灌溉样点基于 LAI 建立的估产模型对 2008—2014 年所有样点的冬小麦单产进行估测。根据田间实测单产,分析所有年份所有样点估测单产与实测单产的相对误差和均方根误差。结果表明,12 个样点中每个样点 7 年间估测单产的平均相对误差分别为 5.98%、8.54%、6.70%、7.44%、6.19%、6.52%、8.66%、7.57%、9.65%、4.11%、5.23% 和 7.84%,均低于 10%。如凤翔县城西旱作样点,2012 年估测单产为 6 340 kg/hm^2,实测单产为 6 279 kg/hm^2,相对误差为 0.97%;2013 年估测单产为 7 092 kg/hm^2,实测单产为 7 135 kg/hm^2,相对误差为 0.60%;2014 年估测单产为 6 657 kg/hm^2,实测单产为 6 831 kg/hm^2,相对误差为 2.55%。12 个样点的平均相对误差为 7.03%,均方根误差为 541.73 kg/hm^2。以上结果均表明,根据不同类型样点最优同化变量建立的冬小麦单产组合估测模型的估测精度较高。

3 讨论

将粒子滤波算法应用于 LAI 和 VTCI 双变量同化研究,是考虑到粒子滤波算法延续集合卡尔曼滤波(EnKF)集合的思想,采用蒙特卡罗采样方法以样本均值来近似状态变量的整个后验概率密度分布,适用于非线性非高斯系统。在具体同化过程中,除灌溉样点同化 VTCI 效果欠佳外,同化后的结果均明显好于同化前观测值或模拟值,使其更符合变量实际变化情况。在重采样过程中,本文使用了计算代价较低的残差重采样方法,虽然解决了粒子退化问题,但每次采样之后粒子数都会一定数量的减少,如何保护粒子多样性将是未来研究需要考虑的问题。

对 LAI 进行同化试验过程中,以模型模拟值为基准值,有效采集了遥感观测 LAI 的变化趋势,对关

中平原冬小麦整个生育时期 LAI 进行同化。结果表明，同化 LAI 有效地保留了作物生长模型模拟时间连续的优点，弥补了 LAI 时序缺失数据。但 CERES－Wheat 模型参数的本地化标定对模型模拟结果的准确性有直接的影响，可能有时获取的模拟结果偏离实际值较大，另外，由于粒子滤波算法对 LAI 进行同化过程中并没有直接使用观测数据，因此对模型模拟的奇异点会比较敏感。未来可以考虑先将多源遥感观测数据，如 MODIS、Landsat 等遥感反演 LAI 结合实测 LAI 对 LAI 变化趋势进行优化，进而与模型结合采用改进的粒子滤波算法进行同化。

相比于目前大多数同化估产研究只考虑单变量或者单一模式[12,21]而言。本研究采用与冬小麦长势和产量密切相关的 LAI 和 VTCI 进行双变量同化试验，同时选择研究区不同类型样点的冬小麦为研究对象，探索了基于旱作样点和灌溉样点同化系统状态变量的选择对估产结果的影响。结果表明，在进行同化估产研究时，不同冬小麦管理模式下，同化变量的选择对估产结果的影响较大。

4　结论

（1）在同化试验中，无论是 LAI 还是 VTCI，同化结果均能有效结合外部观测值和模型模拟值的优点。对于 LAI，同化结果既保留了 CERES－Wheat 模型模拟时间连续的优点，也能较好的遵循遥感观测冬小麦 LAI 的变化趋势，且能够弥补遥感 LAI 时序缺失数据，一定程度上解决了模型模拟精度不高，峰值提前的问题。对于 VTCI，单点同化能更好地与旬累积降水量数据结合，同化 VTCI 更适用于干旱监测及影响评估研究。

（2）将基于不同类型样点的加权 LAI 与加权 VTCI 分别与实测单位产量进行线性回归分析，构建冬小麦单产估测模型。结果表明，在易受水分胁迫的旱作样点，同时同化 LAI 和 VTCI 双变量优于单独同化 LAI 和单独同化 VTCI，所获取估产模型的决定系数达到了 0.539（$P<0.001$），估测精度最高；在灌溉样点，单独同化 LAI 最优，同时同化 LAI 和 VTCI 次之，而单独同化 VTCI 较差。表明在旱作样点，影响冬小麦产量形成的主要因子是叶面积指数和水分胁迫，而在灌溉样点，影响冬小麦产量形成的主要因子是叶面积指数。运用不同类型样点最优同化变量构建的估产模型的精度较高，所有年份所有样点的平均相对误差为 7.03%，均方根误差为 541.73 kg/hm^2。

参　考　文　献

1　马建文，秦思娴. 数据同化算法研究现状综述[J]. 地球科学进展，2012，27(7)：747－757.
MA Jianwen，QIN Sixian. Recent advances and development of data assimilation algorithms[J]. Advances in Earth Science，2012，27(7)：747－757.（in Chinese）

2　黄健熙，李昕璐，刘帝佑，等. 顺序同化不同时空分辨率 LAI 的冬小麦估产对比研究[J]. 农业机械学报，2015，46(1)：240－248.
HUANG Jianxi，LI Xinlu，LIU Diyou，et al. Comparison of winter wheat yield estimation by sequential assimilation of different spatio-temporal resolution remotely sensed LAI datasets[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2015，46(1)：240－248.（in Chinese）

3　MORADKHANI H，HSU K L，GUPTA H，et al. Uncertainty assessment of hydrologic model states and parameters：sequential data assimilation using the particle filter[J]. Water Resources Research，2005，41(5)：W05012.

4　ARULAMPALAM M S，MASKELL S，GORDON N，et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking[J]. IEEE Transactions on Signal Processing，2002，50(2)：174－188.

5　姜志伟，陈仲新，任建强，等. 粒子滤波同化方法在 CERES－Wheat 作物模型估产中的应用[J]. 农业工程学报，2012，28(14)：138－146.
JIANG Zhiwei，CHEN Zhongxin，REN Jianqiang，et al. Estimation of crop yield using CERES－Wheat model based on particle filter data assimilation method[J]. Transactions of the CSAE，2012，28(14)：138－146.（in Chinese）

6　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 CSAE，2013，29(19)：120－129.（in Chinese）

7　李昱辰，李站明. 基于多特征自适应融合的车辆跟踪方法[J]. 农业机械学报，2013，44(4)：33－38.
LI Yuchen，LI Zhanming. Vehicle tracking based on multi-feature adaptive fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2013，44(4)：33－38.（in Chinese）

8　包瑞新，贾敏，SABBIONI E，等. 基于扩展 Kalman 粒子滤波的汽车行驶状态和参数估计[J]. 农业机械学报，2015，46(2)：301－306.
BAO Ruixin，JIA Min，SABBIONI E，et al. Vehicle state and parameter estimation under driving situation based on extend Kalman particle filter method[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2015，46(2)：301－306.（in Chinese）

9　ZHANG H，QIN S，MA J，et al. Using residual resampling and sensitivity analysis to improve particle filter data assimilation accuracy[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters，2013，10(6)：1404－1408.

10 NAGARAJAN K, JUDGE J, GRAHAM W D, et al. Particlefilter-based assimilation algorithms for improved estimation of root-zone soil moisture under dynamic vegetation conditions[J]. Advances in Water Resources, 2011, 34(4): 433 - 447.
11 闫岩, 柳钦火, 刘强, 等. 基于遥感数据与作物生长模型同化的冬小麦长势检测与估产方法研究[J]. 遥感学报, 2011, 10(5): 804 - 811.
YAN Yan, LIU Qinhuo, LIU Qiang, et al. Methodology of winter wheat yield prediction based on assimilation of remote sensing data with crop growth model[J]. Journal of Remote Sensing, 2011, 10(5): 804 - 811. (in Chinese)
12 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 Huaan, WANG Jindi, BO Yanchen, et al. Estimation on regional maize yield based on assmilation of remote sensing data and crop growth model[J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(6): 162 - 173. (in Chinese)
13 PAUWELS V R N, VERHOEST N E C, DE LANNOY G J M, 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): 1 - 17.
14 INES A V M, DAS N N, HANSEN J W, et al. Assimilation of remotely sensed soil moisture and vegetation with a crop simulation model for maize yield prediction[J]. Remote Sensing of Environment, 2013, 138(6): 149 - 164.
15 BINDLISH R, JACKSON T J, GASIEWSKI A J, et al. Soil moisture mapping and AMSR - E validation using the PSR in SMEX02[J]. Remote Sensing of Environment, 2006, 103(2): 127 - 139.
16 王鹏新, 龚健雅, 李小文. 条件植被温度指数及其在干旱监测中的应用[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2001, 26(5): 412 - 418.
WANG Pengxin, GONG Jianya, LI Xiaowen. Vegetation temperature condition index andits application for drought monitoring[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2001, 26(5): 412 - 418. (in Chinese)
17 田苗, 王鹏新, 韩萍, 等. 基于 SARIMA 模型和条件植被温度指数的干旱预测[J]. 农业机械学报, 2013, 44(2): 109 - 116.
TIAN Miao, WANG Pengxin, HAN Ping, et al. Drought forecasts based on SARIMA models and vegetation temperature condtion index[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(2): 109 - 116. (in Chinese)
18 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)
19 王鹏新, 孙辉涛, 王蕾, 等. 基于 4D - VAR 和条件植被温度指数的小麦单产估测[J]. 农业机械学报, 2016, 47(3):263 - 271.
WANG Pengxin, SUN Huitao, WANG Lei, et al. Winter wheat yield estimation based on four-dimensional variational assimilation method and remotely sensed vegetation temperature condition index[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(3):263 - 271. (in Chinese)
20 刘骁月, 王鹏新, 张树誉, 等. 基于作物模型模拟年际生物量变化的冬小麦干旱监测研究[J]. 干旱地区农业研究, 2013, 31(1): 212 - 218.
LIU Xiaoyue, WANG Pengxin, ZHANG Shuyu, et al. Study on dought monitoring for winter wheat based on variation of biomass simulated by crop model[J]. Agricultural Research in the Arid Areas, 2013, 31(1): 212 - 218. (in Chinese)
21 解毅, 王鹏新, 刘峻明, 等. 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[J]. 农业工程学报, 2015, 31(1): 187 - 195.
XIE Yi, WANG Pengxin, LIU Junming, et al. Winter wheat yield estimation based on assimilation method combined with 4DVAR and EnKF[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(1): 187 - 195. (in Chinese)
22 孙威, 王鹏新, 韩丽娟, 等. 条件植被温度指数干旱监测方法的完善[J]. 农业工程学报, 2006, 22(2): 22 - 26.
23 JONES J W, HOOGENBOOM G, PORTER C H, et al. The DSSAT cropping system model[J]. European Journal of Agronomy, 2003, 18(3 - 4): 235 - 265.
24 宋明丹, 冯浩, 李正鹏, 等. 基于 Morris 和 EFAST 法的 CERES - Wheat 模型敏感性分析[J]. 农业机械学报, 2014, 45(10): 124 - 132.
SONG Mingdan, FENG Hao, LI Zhengpeng, et al. Global sensitivity analyses of DSSAT - CERES - Wheat model using Morris and EFAST methods[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(10): 124 - 132. (in Chinese)
25 苏涛, 王鹏新, 刘翔舸, 等. 基于熵值组合预测和多时相遥感的春玉米估产[J]. 农业机械学报, 2011, 42(1): 186 - 192.
SU Tao, WANG Pengxin, LIU Xiangge, et al. Spring maize yield estimation based on combination of forecasting of entropy method and multi-temporal remotely sensed data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(1): 186 - 192. (in Chinese)
26 王维, 王鹏新, 解毅, 等. 基于 CERES - Wheat 和遥感数据的土壤水分供给量反演[J]. 农业机械学报, 2015, 46(9): 282 - 288.
WANG Wei, WANG Pengxin, XIE Yi, et al. Retrieval of soil moisture supplement based on CERES - Wheat model and remote sensing data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(9): 282 - 288. (in Chinese)