

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2021.03.018

基于双参数和粒子滤波同化算法的夏玉米单产估测

王鹏新<sup>1,2</sup> 胡亚京<sup>1,2</sup> 李俐<sup>2,3</sup> 乔琛<sup>1,2</sup>

(1. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083; 2. 农业农村部农业灾害遥感重点实验室, 北京 100083;  
3. 中国农业大学土地科学与技术学院, 北京 100083)

**摘要:** 为了提高河北省中部平原夏玉米的估产精度和进一步验证粒子滤波同化算法对农业作物估产的适用性,采用粒子滤波算法同化 CERES – Maize 模型模拟和 MODIS 数据反演的叶面积指数 (Leaf area index, LAI)、条件植被温度指数 (Vegetation temperature condition index, VTCI),应用随机森林回归算法确定夏玉米不同生育时期 LAI 和 VTCI 的权重,构建单产估测模型。结果表明,无论是单点尺度还是区域尺度,同化的 LAI 和 VTCI 均能较好地响应外部观测数据,同化 LAI 可减缓 CERES – Maize 模型模拟 LAI 的剧烈变化;同化 VTCI 结合模型模拟和遥感观测,更能反映夏玉米对水分胁迫的敏感性。利用 2015 年河北省中部平原各县(区)夏玉米产量对较优估产模型进行精度验证,结果表明,同化前后夏玉米产量模拟结果与统计产量间的归一化均方根误差由 12.71% 下降到 10.50%,平均相对误差由 12.57% 下降到 8.43%,说明基于同化 LAI 和 VTCI 构建的双参数单产估产模型可用于区域夏玉米单产估测。

**关键词:** 夏玉米; 估产; 粒子滤波; 叶面积指数; 条件植被温度指数; 随机森林

中图分类号: S127      文献标识码: A      文章编号: 1000-1298(2021)03-0168-10      **OSID:** 

Estimation of Summer Maize Yield Based on Bi-variables and Particle Filter Assimilation Algorithm

WANG Pengxin<sup>1,2</sup> HU Yajing<sup>1,2</sup> LI Li<sup>2,3</sup> QIAO Chen<sup>1,2</sup>

(1. College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China  
2. Key Laboratory of Remote Sensing for Agri-Hazards, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Beijing 100083, China  
3. College of Land Science and Technology, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

**Abstract:** To validate the feasibility of particle filter assimilation algorithm for crop yield estimation, and improve accuracy of summer maize yield estimation in the central plain of Hebei Province, the leaf area index (LAI) and vegetation temperature condition index (VTCI) simulated by the CERES – Maize model were assimilated with the state variables retrieved from MODIS data. The random forest method was used for determining the weights of different variables at the growth stages of summer maize. The maize yield estimation model was established based on the weights of variables and measured yield. The results showed that no matter at the sampling sites or at regional scale, the assimilated LAI and VTCI were better able to respond the monitored LAI and VTCI, the assimilated LAI decreased the sharp changing points which LAIs were simulated by CERES – Maize, the 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 summer maize. The optimal model was selected for summer maize yield and estimation accuracy of the year 2015 in the central plain of Hebei Province, normalized root mean square error (NRMSE) between simulated and observed summer maize yields before and after performing PF assimilation scheme was decreased from 12.71% to 10.50%, and relative error (RE) was decreased from 12.57% to 8.43%. Therefore, the established yield model based on the assimilated LAI and VTCI fully integrated the advantages of remote sensing information and crop model, and can be used for estimating summer maize yield accurately.

**Key words:** summer maize; crop yield estimation; particle filter; leaf area index; vegetation temperature condition index; random forest

收稿日期: 2020 – 06 – 07    修回日期: 2020 – 07 – 14  
基金项目: 国家重点研发计划项目 (2016YFD030060303 – 3)  
作者简介: 王鹏新 (1965—), 男, 教授, 博士, 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

# 0 引言

叶面积指数 (Leaf area index, LAI)<sup>[1]</sup> 是评估籽粒潜在产量的重要指标,对作物长势监测与产量估测、预测均具有重要意义。然而,站点实测、遥感反演或作物模型模拟等单一方法都无法给出精度可靠且时空连续的 LAI 数据。数据同化算法<sup>[2-3]</sup> 能够将遥感观测和作物生长模型有效结合,是大面积作物产量估测、预测领域的研究热点。文献[4]将通过 ENVISAT ASAR 和 MERIS 数据提取得到 LAI 与 CERES - Wheat 模拟得到 LAI 进行同化,结果表明,同化后 LAI 有效提高了冬小麦产量预测精度。农作物产量是多种环境参数共同作用的结果,如土壤含水率、气象条件等,因此基于多参数的农作物估产已经成为研究趋势。文献[5]将 CERES - Maize 模拟的 LAI、SM 与遥感观测的 LAI、SM 采用改进的 EnKF 算法进行同化,结果表明,基于同化 LAI 和 SM 构建的双参数产量估测模型精度更高。

干旱是我国最主要的农业气象灾害之一,影响着农业的可持续发展和国家粮食安全,有效地进行干旱监测对作物长势和产量估测至关重要<sup>[6]</sup>。文献[7]提出了基于条件植被温度指数 (Vegetation temperature condition index, VTCI) 的干旱监测方法,该方法被证明适用于陕西省关中平原和河北中部平原的干旱监测和预测。文献[8]采用 EnKF 算法对 LAI 和 VTCI 双参数进行同化,以估测关中平原的冬小麦单产,研究表明,基于多参数构建的估产模型为小麦产量估算提供了可靠的方法。此外,不同生育时期 LAI、土壤水分等状态参数对作物单产的影响程度不同,文献[9]应用熵值的组合预测方法计算冬小麦 LAI、地上生物量和土壤含水率在不同生育时期的权重,进而对冬小麦单产进行估测,然而熵值法是基于指标数据的差异程度来计算权重,受异常数据的影响较大。随机森林 (Random forest, RF)<sup>[10]</sup> 算法能够有效处理非线性数据,对异常值不敏感,能够降低异常值的干扰,从而获得较合理的结果。文献[11]利用随机森林算法研究发现,降水、土壤肥料等变量是影响柳条稷产量的重要因子。文献[12]以河南省冬小麦为研究对象,探讨了随机森林算法在冬小麦迟冻灾害气候产量分类预测中的适用性,研究表明,随机森林法可以有效应用于区域冬小麦晚冻灾害气候产量影响的预测研究。

本文以 CERES - Maize 模型模拟和 MODIS 遥感数据反演的 LAI 和 VTCI 为基础数据,应用粒子滤波算法 (Particle filter, PF) 对 LAI 和 VTCI 进行同化,采用随机森林回归算法计算同化 LAI 和 VTCI 的权

重,并构建最优夏玉米产量估测模型,以期为单点和区域夏玉米产量估测提供重要依据。

# 1 材料与方法

## 1.1 研究区概况

研究区包括保定市、廊坊市、石家庄市、衡水市和沧州市的 53 个县 (区),覆盖范围为 114°32' ~ 117°36'E,36°57' ~ 39°50'N,地处中国北方粮食生产基地黄淮海平原区,是典型的玉米、小麦种植区和重要的粮食生产基地<sup>[13]</sup>。该区位于河北省中部平原,海拔 0 ~ 100 m,地势西北高、东南低,覆盖面积约为 53 万 km<sup>2</sup>。研究区属于温带大陆性季风气候,年平均气温 4 ~ 13℃,年辐射总量 4 390 ~ 5 180 MJ/m<sup>2</sup>,无霜期 110 ~ 220 d,年降水量 350 ~ 700 mm,降水主要集中在夏季,占全年的 65% ~ 70%。采用文献[14]提出的作物分类方法提取夏玉米种植区域,其中,夏玉米识别的总体精度大于 80%,因此可作为研究区域夏玉米单产估测和预测的可靠依据。通过叠加河北省行政区县边界图,获得研究区 2013—2018 年各县 (区) 的玉米种植分布图,在研究区选取保定市雄县雄州镇南十里铺村、保定市定州市刘早镇北王庄村、保定市定兴县固城南太平庄村、衡水市冀州市南午镇刘瓦窑村、衡水市景县青兰乡南申庄村、衡水市饶阳县城关镇西直沃村、沧州市沧县兴济镇宋官屯村、沧州市泊头县四营乡大赵屯村 8 个典型的夏玉米种植区作为研究样点 (图 1)。

## 1.2 数据获取与预处理

### 1.2.1 CERES - Maize 模型

CERES - Maize<sup>[15]</sup> 模型能够模拟玉米生长季以天为步长的 LAI、土壤剖面各层体积含水率、产量等,驱动模型运行需输入包括气象数据、土壤参数、田间管理参数和作物参数等数据。气象数据来源于中国气象科学数据共享服务网 (<http://cdc.cma.gov.cn/>),为 2013—2018 年河北省中部平原研究样点的逐日最低和最高气温、降水量和日照时数等。模型所必需的逐日太阳辐射量  $R_s$ ,则根据经验计算公式得<sup>[16]</sup>

$$R_s = R_{\max} \left( a_s + b_s \frac{w}{W} \right) \quad (1)$$

式中  $R_{\max}$ ——逐日天文辐射量, MJ/m<sup>2</sup>  
 $a_s$ 、 $b_s$ ——经验系数<sup>[16]</sup>,  $a_s$  取 0.18,  $b_s$  取 0.55  
 $w$ ——逐日日照时数  
 $W$ ——逐日可照时数 (最大时长)

土壤数据来源于文献[17],主要包括土壤类型、容重、田间持水量、饱和水含量、有机质含量、有效氮含量、pH 值等。田间管理数据主要包括夏玉米

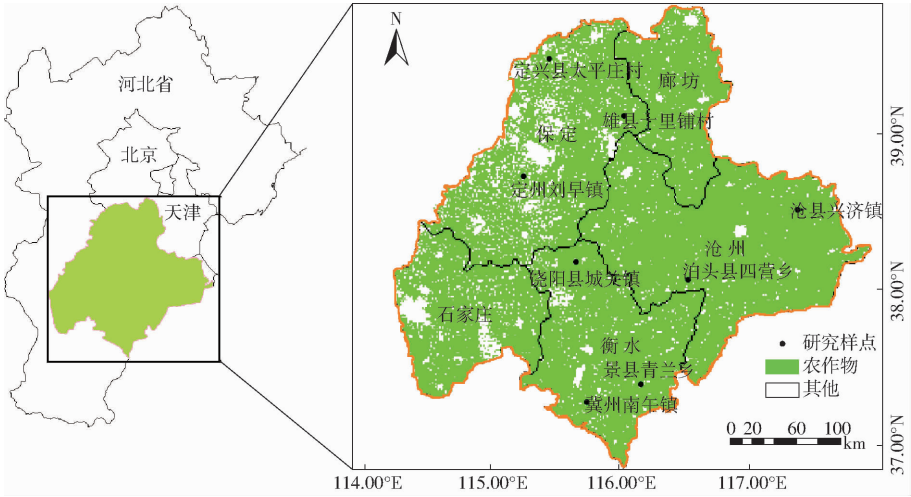


图 1 研究区位置及夏玉米种植区

Fig. 1 Location of study area and planting area of maize

品种、播种方式、高度、植株密度、行距、施肥日期和施肥量、灌溉日期和灌溉量均来自文献[18-19]。

作物遗传特性参数包括出苗到幼苗期结束所需的积温、光周期敏感系数,抽丝到收获成熟所需的积温、单株最大穗粒数、最大灌浆速率参数以及一片叶生长所需积温。作物遗传参数的标定采用模型自带的调参程序包获取<sup>[20]</sup>。

1.2.2 旬 LAI 的生成

选取 2013—2018 年玉米主要生育期(7—9 月) MODIS 叶面积指数产品(MCD15A3H),利用 MODIS 数据处理工具 MRT 进行拼接、重采样、投影转换和裁剪等预处理,得到研究区 LAI 产品。采用上包络线 S-G(Savitzky-Golay)滤波<sup>[14]</sup>对原始 LAI 进行平滑处理,以消除云、大气等因素引起 LAI 数据骤降现象。将玉米每旬所包含的多时相 LAI 的最大值作为每旬的 LAI 值,得到旬尺度 LAI<sup>[21]</sup>。根据 8 个研究样点的经纬度坐标计算其在 MODIS 影像上的像素坐标,并以该像素为中心,3 像素×3 像素范围内所含像素的 LAI 均值作为玉米主要生育期单点同化的观测数据<sup>[22]</sup>。

由于 CERES-Maize 作物生长模型运行得到的是以天为步长的 LAI 数据,因此取研究样点玉米主要生育时期内每旬 LAI 数据的均值作为样点旬尺度模拟 LAI 数据。

1.2.3 旬 VTCI 的生成

选择 2013—2018 年 7—9 月的 MODIS 日地表反射率(MYD09GA)和日地表温度产品(MYD11A1),利用 MRT 对原始数据进行预处理生成每天的 LST 产品和 NDVI 产品。采用最大合成技术对每天的同一像素的 LST 和 NDVI 分别进行合成,生成旬 LST 和 NDVI 最大值合成产品;对 2013—2018 年 7—9 月旬 LST 和 NDVI 最大值合成产品的

同一像素 LST 和 NDVI 再进行最大值合成,生成多年旬 LST 和 NDVI 最大值合成产品;对 2013—2018 年 7—9 月旬 LST 最大值合成产品的同一像素 LST 取最小值,生成多年旬 LST 最大-最小合成产品。VTCI 的计算方法为

$$VTCI = \frac{T_{\max}(NDVI_i) - T(NDVI_i)}{T_{\max}(NDVI_i) - T_{\min}(NDVI_i)} \quad (2)$$

其中  $T_{\max}(NDVI_i) = a + bNDVI_i \quad (3)$

$$T_{\min}(NDVI_i) = a' + b'NDVI_i \quad (4)$$

- 式中 NDVI——归一化植被指数  
VTCI——条件植被温度指数  
 $T(NDVI_i)$ ——某一像素的 NDVI 值为  $NDVI_i$  时的地表温度  
 $T_{\max}(NDVI_i)$ ——当  $NDVI_i$  值等于某一特定值时所有像素地表温度的最大值,称为热边界  
 $T_{\min}(NDVI_i)$ ——当  $NDVI_i$  值等于某一特定值时所有像素地表温度的最小值,称为冷边界  
 $a、b、a'、b'$ ——待定系数,通过研究区域内 NDVI 和  $T$  的散点图近似获得

研究所需模拟 VTCI 不能由 CERES-Maize 模型直接模拟得到,文献[23]将 VTCI 与野外调研实测的土壤表层(0~10 cm 和 10~20 cm)含水率进行相关分析,表明 VTCI 与土壤表层含水率有较好的相关性,因此通过模型运行获得样点以天为步长的土壤(0~20 cm)含水率,取 2013—2018 年夏玉米生育期(7—9 月)内每旬水分数据均值与观测 VTCI 进行线性回归,获取同化所需的模拟 VTCI 数据<sup>[24]</sup>。

1.2.4 玉米区域调查统计数据

本研究中各县的玉米播种面积、总产量数据来源于 2013—2016 年的《河北农村统计年鉴》,玉米

单产数据由总产量和播种面积计算得到。

1.2.5 总体研究技术路线

通过 MODIS 产品 MCD15A3H、MYD09GA 和 MYD11A1 获得观测 LAI 与 VTCI，运行 CERES - Maize 模型得到的模拟 LAI 数据与土壤含水率数据，并根据 MODIS 数据获得观测 VTCI 与土壤含水率的数据相关性得到模拟 VTCI。通过 PF 算法得到研究样点的同化 LAI 和 VTCI，利用随机森林回归算法计算玉米 4 个主要生育期的 LAI 与 VTCI 权重，进而得到加权 LAI 与 VTCI，运用玉米统计单产与加权 LAI 与 VTCI 构建的单产估测模型，并选择最优估产模型估测玉米单产以及精度评价，研究技术路线如图 2 所示。

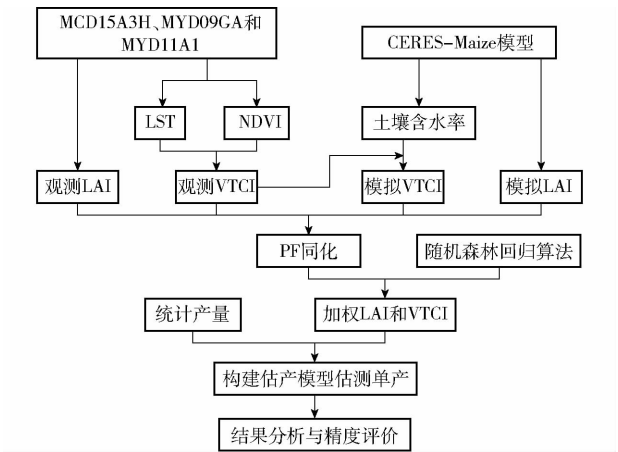


图 2 研究技术路线图

Fig. 2 Research route diagram of technology

2 研究方法

2.1 粒子滤波算法

粒子滤波<sup>[25]</sup>是一种基于蒙特卡罗仿真的滤波算法，不受线性高斯模型约束。采用一组加权粒子近似表示状态变量的后验概率，主要包括预测和更新 2 个步骤。

2.1.1 预测阶段

(1) 粒子群初始化。利用高斯分布的随机噪声对第  $k$  时刻的模拟状态变量  $x_k$  进行扰动，获得第  $k$  时刻的系统状态  $x_k^i$  为

$$x_k^i = x_k + \eta_k^i \quad (i = 1, 2, \dots, N) \quad (5)$$

式中  $\eta_k^i$ ——第  $i$  个粒子  $k$  时刻模型过程噪声

$N$ ——初始模型状态  $x_k^i$  的个数

(2) 粒子重要性权重分配。均匀分配粒子重要性的权重  $w_k^i$  为

$$w_k^i = \frac{1}{N} \quad (6)$$

(3) 模型状态预测。初始模型状态在非线性模型算子  $M$  中随时间演进，获得模型预测状态

$x_{k+1}^i$  为

$$x_{k+1}^i = M(x_k^i, u_k) \quad (7)$$

式中  $u_k$ ——模型驱动参数

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

$$y_{k+1}^i = H(x_{k+1}^i) + \theta_{k+1} \quad (8)$$

式中  $\theta_{k+1}$ —— $k+1$  时刻的观测噪声

2.1.2 更新阶段

(1) 更新粒子重要性权重，采用序贯重要性采样方法计算重要性权重  $w_{k+1}^{i'}$  为

$$w_{k+1}^{i'} = \frac{w_k^i p(y_{k+1} | x_{k+1}^i) p(x_{k+1}^i | x_k^i)}{q(x_{k+1}^i | x_k^i, y_{k+1}^i)} \quad (9)$$

其中， $p(y_{k+1} | x_{k+1}^i)$  为似然性，表示  $k+1$  状态下与观测值的相似程度； $p(x_{k+1}^i | x_k^i)$  为  $k+1$  时刻的先验概率分布函数； $q(x_{k+1}^i | x_k^i, y_{k+1}^i)$  为重要性采样函数。为了计算简单，一般选择先验概率分布函数为重要性采样函数，令  $q(x_{k+1}^i | x_k^i, y_{k+1}^i) = p(x_{k+1}^i | x_k^i)$ <sup>[26]</sup>。

更新粒子权重

$$w_{k+1}^{i'} = w_k^i p(y_{k+1} | x_{k+1}^i) \quad (10)$$

(2) 归一化粒子权重  $w_{k+1}^{i'}$  为

$$\overline{w}_{k+1}^{i'} = \frac{w_{k+1}^{i'}}{\sum_{i=1}^N w_{k+1}^i} \quad (11)$$

根据粒子滤波本身的特点，随着无效采样粒子数据的增加，使得大量的计算浪费在对后验概率分布几乎不起作用的粒子上，估计性能下降<sup>[27]</sup>，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。

2.2 随机森林回归算法

(1) 通过 Bootstrap 重抽样的方法获得与原始样本数据集元素数量相等的  $K$  个训练样本  $Q$ ，并生成  $K$  棵回归树  $\{h(x, \theta_k)\}$ ，其中原始样本数据集包括玉米产量影响因子集及玉米单产数据，本文将 2013—2016 年研究区域各县（区）4 个生育时期（出苗-拔节期、拔节-抽雄期、抽雄-乳熟期、乳熟-成熟期）<sup>[21]</sup> 的 LAI、VTCI 作为夏玉米产量影响因子集（共 212 组数据），表示为

$$h(x) = \frac{1}{Q} \sum_{k=1}^K \{h(x, \theta_k)\} \quad (12)$$

式中  $x$ ——研究区域各县（区）玉米产量影响因子及玉米单产数据

$K$ ——决策树的数量

$\theta_k$ ——独立同分布随机向量

(2) 在 RF 算法中，每个分裂节点随机抽取所有变量中的  $M$  个变量作为当前节点的特征子集进行分裂。文献<sup>[28]</sup>试验认为，对于回归问题  $m = M/3$

是较好的选择,因此本文中  $m = 1$ 。

(3) Bootstrap 重抽样过程中,每次未被抽中的样本概率接近于  $1/e$ ,即袋外数据 (Out of bag, OOB)<sup>[29]</sup>,可用来评估自变量对因变量的影响程度,即玉米 4 个生育时期 LAI 或 VTCI 对产量的影响程度。若将  $x_i(i = 1, 2, 3, 4)$  为输入变量,则变量  $x_i$  在随机森林中的重要性  $V(x_i)$  计算式为

$$V(x_i) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (e'_{x_i} - e_{x_i}) \quad (i = 1, 2, 3, 4) \quad (13)$$

式中  $x_i$ ——玉米 4 个生育时期的 LAI 或 VTCI  
 $e'_{x_i}$ ——每棵树对应的袋外数据误差率  
 $e_{x_i}$ ——随机置换变量  $x_i$  的序列后每棵树对应的袋外数据误差率

### 3 结果与分析

#### 3.1 LAI 与 VTCI 同化结果与分析

选取 2015 年 7—9 月玉米种植区的研究样点进行粒子滤波算法的同化结果分析,以衡水市景县青兰乡南申庄村和保定市定兴县固城南太平庄村 2 个样点为例,总体观察模拟的 LAI、遥感观测的 LAI 以及同化的 LAI 的变化趋势如图 3 所示。可以看出, CERES-Maize 模型模拟的 LAI 总体高于 MODIS 反

演的 LAI,遥感反演的 LAI 存在明显的偏低现象,这是因为混合像元等存在,且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 MODIS 反演的 LAI 能够在区域尺度上反映环境因子对作物生长综合影响,能定量地监测和描述作物在区域尺度上实际生长状况。经过 PF 算法的同化 LAI 变化趋势更为平滑,与夏玉米实际生长变化情况更为相符。将 2015 年的 8 个研究样点经过 PF 算法的同化, VTCI 和观测 VTCI 分别与中国气象科学数据共享服务网提供的有关降水量数据进行对比分析,同样以上述 2 个样点为例进行研究分析(图 4)。可以看出,相比于原观测 VTCI,总体上经过 PF 算法调整后的旬尺度 VTCI 能更好地与旬累积降水量数据结合,同化 VTCI 对样点水分胁迫信息反映更为敏感;同化 VTCI 在 0.5 左右,属轻旱范围。具体表现为:衡水市景县青兰乡南申庄村样点(图 4a)8 月中旬降水量大于 90 mm,而观测 VTCI 在 0.25 左右,经过同化后,VTCI 调整为 0.35 左右;保定市定兴县固城南太平庄村样点(图 4b)8 月中旬和 8 月下旬,几乎无明显降水,同化 VTCI 分别从 0.55 和 0.63 调整为 0.4 和 0.55 左右,因此同化 VTCI 实验结果对原观测图像整体和局部均能做出较为符合实际情况的调整。

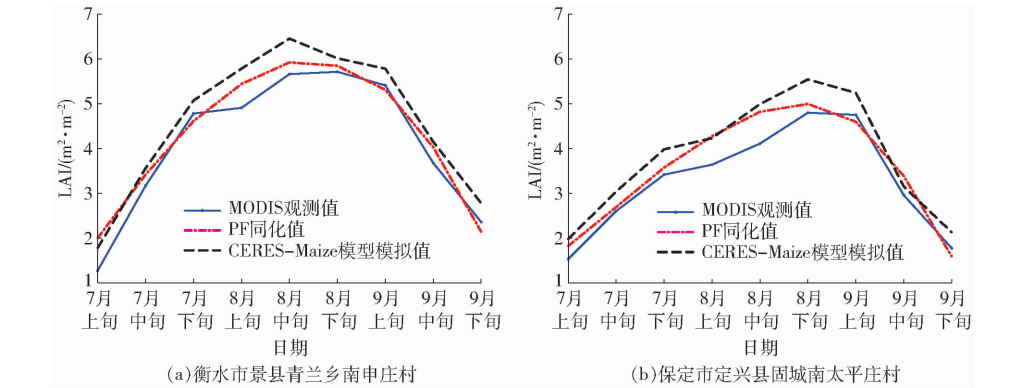


图 3 2015 年不同样点 LAI 的变化趋势  
Fig. 3 Changing trend of LAI at different farming sites in 2015

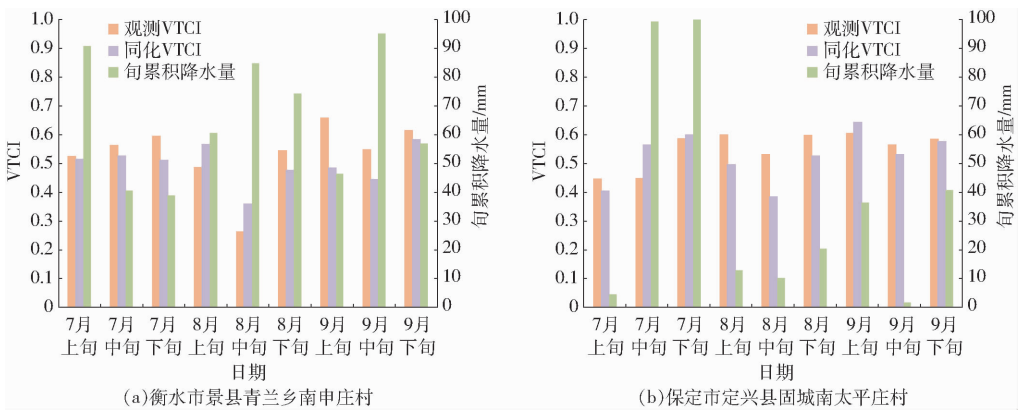
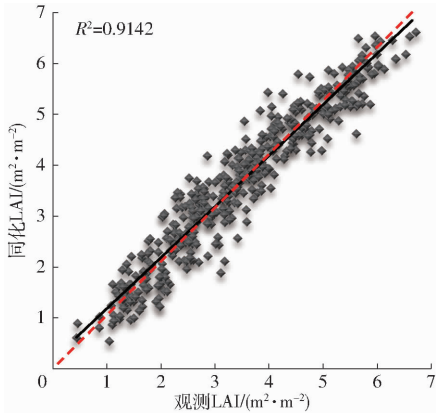


图 4 2015 年观测 VTCI、同化 VTCI 与旬累积降水量  
Fig. 4 Observed VTCIs and assimilated VTCIs by using PF and cumulative rainfall in 2015

3.2 同化结果精度验证

为验证单点数据同化结果与外部观测数据的响应关系,将 2013—2018 年研究区 8 个样点的单点 LAI 和 VTCI 的 PF 同化结果与原观测结果进行线性回归分析(图 5),可以看出,LAI 和 VTCI 的同化结果和观测数据结果较为吻合,其中,所有样点(共 432 组数据)同化 LAI 与观测 LAI 的决定系数  $R^2$  为 0.914 2 ( $P < 0.001$ ),均方根误差(RMSE)为 0.467 2  $\text{m}^2/\text{m}^2$ ,归一化均方根误差(NRMSE)为 6.67%。所有样点(共 432 组数据)同化 VTCI 和观



测 VTCI 间的决定系数  $R^2$  为 0.628 6 ( $P < 0.001$ ),均方根误差(RMSE)为 0.003 9,归一化均方根误差(NRMSE)为 14.6%。由于所选取的 8 个样点较为均匀地分布在河北省中部平原,故假设该 8 个研究样点特性可以代表河北省中部平原,将同化试验中的同化 LAI 和 VTCI 分别与遥感观测 LAI 和 VTCI 建立线性回归方程,由此可以得到每年玉米主要生育时期以旬为单位的区域 LAI 同化数据和 VTCI 同化数据,同化后的数据纹理更加清晰,降低了像素间骤升骤减的现象。

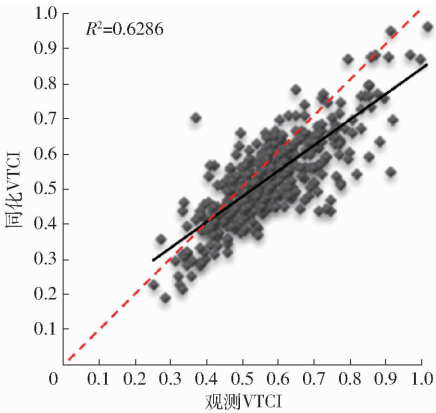


图 5 PF 同化值与观测值相关性分析结果  
Fig.5 Correlation between observed LAIs, VTCIs and assimilated LAIs, VTCIs by using PF

3.3 夏玉米估产模型构建

依据文献[20]计算 2013—2018 年研究区域各县玉米 4 个生育时期的 LAI 和 VTCI。由于本文旬尺度 LAI 最大值为 7  $\text{m}^2/\text{m}^2$ ,最小值为 0  $\text{m}^2/\text{m}^2$ ,而旬尺度 VTCI 范围为 0~1,为使 LAI 与 VTCI 具有相同的取值范围,对 LAI 数据进行归一化处理。根据随机森林回归算法获取夏玉米各生育时期 LAI 和 VTCI 的权重(表 1)。可以看出,无论观测 LAI 和同化 LAI 在各生育时期的权重均表现为:抽雄-乳熟期与拔节-抽雄期权重较大,乳熟-成熟期权重次之,出苗-拔节期权重较小。依据农学知识,出苗-拔节期为玉米的营养生长阶段,光合作用的产物用来进行根系和叶片为中心的营养生长,生长前期 LAI 与玉米产量的相关性不大,因此该时期 LAI 的权重最小。抽雄-乳熟期是夏玉米产量形成的关键阶段,是营养阶段向生殖生长阶段过渡的核心时期,拔节-抽雄期主要是玉米营养生长和生殖生长并进阶段,因此,LAI 对玉米单产的以抽雄-乳熟期与拔节-抽雄期影响较大;乳熟-成熟期是光合产物的运输、转移阶段,对夏玉米产量起着重要作用,权重略低于拔节-抽雄期。观测 VTCI 和同化 VTCI 在各生育时期的权重均为拔节-抽雄期和抽雄-乳熟期较大,出苗-拔节期次之,乳熟-成熟期最小。拔节-抽雄期是玉米营养生长和生殖生长并进阶段,抽雄-乳熟期是营养阶段

转向生殖生长阶段,在受到干旱胁迫时,导致雄穗雌穗花期不遇或授粉不良,进而导致出现空秆或结实粒数减少的情况。由于生殖生长阶段受阻后不能恢复,最终导致产量下降,生殖生长期的干旱对作物产量的影响最大<sup>[30]</sup>;出苗-拔节期玉米植株受旱,但复水后能够快速恢复生长,因此出苗-拔节期干旱对产量影响相对较小;乳熟-成熟期穗粒已经形成,水分胁迫对玉米产量的影响最小。综上,随机森林回归算法确定的观测 LAI、同化 LAI、观测 VTCI 和同化 VTCI 的权重较为合理。

表 1 夏玉米各生育时期 LAI 与 VTCI 的权重  
Tab.1 Weights of LAI and VTCI at key growth stages of summer maize

| 参数      | 7 月上旬—  | 7 月下旬—  | 8 月中旬—  | 9 月中旬—  |
|---------|---------|---------|---------|---------|
|         | 7 月中旬   | 8 月上旬   | 9 月上旬   | 9 月下旬   |
| 观测 LAI  | 0.180 6 | 0.255 4 | 0.369 0 | 0.195 0 |
| 同化 LAI  | 0.158 3 | 0.265 9 | 0.366 0 | 0.209 8 |
| 观测 VTCI | 0.191 4 | 0.325 6 | 0.310 1 | 0.172 9 |
| 同化 VTCI | 0.226 7 | 0.274 1 | 0.246 7 | 0.212 5 |

基于玉米各主要生育期的权重,结合 LAI 观测值、LAI 同化值、VTCI 观测值和 VTCI 同化值分别计算各县(区)的加权 LAI 与加权 VTCI,构建夏玉米生育期加权 LAI 和加权 VTCI 与实际单产之间的线性回归方程作为夏玉米单产模型(表 2)。结果表明,

无论是单参数还是双参数单产估测模型,同化参数与玉米单产间的拟合效果好于观测参数与玉米单产间的拟合效果,双参数单产估测模型的确定系数均高于单参数单产估测模型的确定系数,基于观测 LAI 与 VTCI 和同化 LAI 与 VTCI 的单产估测模型的

$R^2$  分别为 0.503 3 和 0.615 6,且均达到极显著水平,而同化后的双参数单产估测模型  $R^2$  比观测双参数单产估测模型高 0.112 3。综上,基于同化 LAI 与 VTCI 的单产估测模型精度更高,可作为较优的单产估测模型。

表 2 加权 LAI 和加权 VTCI 的玉米单产估测模型  
Tab.2 Yield estimation models of maize between weighted LAI and VTCI

|    | 参数         | 单产估测模型                                | 决定系数 $R^2$ | $P$    |
|----|------------|---------------------------------------|------------|--------|
| 观测 | LAI        | $Y = 9\ 121LAI + 1\ 925$              | 0.335 6    | <0.001 |
|    | VTCI       | $Y = -2\ 985VTCI + 8\ 069$            | 0.139 9    | 0.087  |
|    | LAI + VTCI | $Y = 8\ 456LAI - 3\ 894VTCI + 4\ 518$ | 0.503 3    | <0.001 |
| 同化 | LAI        | $Y = 8\ 756LAI + 2\ 330$              | 0.338 1    | <0.001 |
|    | VTCI       | $Y = -9\ 777VTCI + 10\ 667$           | 0.221 7    | <0.01  |
|    | LAI + VTCI | $Y = 8\ 253LAI - 7\ 974VTCI + 6\ 132$ | 0.615 6    | <0.001 |

3.4 估产结果验证

为验证估测模型的精度,分别利用观测和同化双参数单产估测模型对河北省中部平原 2015 年各县(区)的夏玉米单产进行估测(表 3),结果表明,基于同化 LAI 和 VTCI 双参数单产估测模型的所有县(区)估测单产的平均相对误差 8.43%,RMSE 为 631 kg/hm<sup>2</sup>,NRMSE 为 10.50%,而基于观测 LAI 和 VTCI 双参数单产估测模型的所有县(区)估测单产的平均相对误差为 12.57%,RMSE 为 763 kg/hm<sup>2</sup>,NRMSE 为 12.71%。基于同化 LAI 和 VTCI 双参数构建的单产估测模型分析 53 个县(区)估测单产与统计单产相对误差,结果表明,栾城区、高碑店市、雄县等 26 个县(区)相对误差低于 10%,定州市、河间市、文安县等 12 个县(区)的相对误差均低于 15%,栾城区、孟村县等 10 个县(区)相对误差在 15%~25% 范围内,青县、献县、黄骅市、盐山县和安平县 5 个县相对误差超过 25%。表 3 表明基于同化 LAI 和 VTCI 的夏玉米单产估测模型的估产精度较高,作为较优估产模型可以为玉米产量的预估提供重要信息。

将 2013—2018 年各县(区)的夏玉米的同化 LAI 和 VTCI 值代入较优单产估测模型(表 2),得到河北省中部平原玉米区域单产估测结果,结果表明,研究年份中 2017 年玉米单产最高,2014 年玉米单产较低,原因可能是 2017 年降水量充沛,玉米单产高于常年,2014 年玉米生育期内发生阶段性干旱且局部地区旱情较重,玉米单产下降<sup>[14]</sup>。从单产的空间分布看,西部地区(保定市、石家庄市)最高、南部地区(衡水市)和北部地区(廊坊市)次之、东部地区(沧州市)最低(图 6)。具体表现为 2013 年夏玉米估测产量为 6 296 kg/hm<sup>2</sup>,统计产量为 6 773 kg/hm<sup>2</sup>,相对误差为 7.05%;2014 年夏玉米估测产量为 5 927 kg/hm<sup>2</sup>,统计产量为 6 166 kg/hm<sup>2</sup>,相对误差为 3.89%;2015 年夏玉米估测产量为 6 010 kg/hm<sup>2</sup>,统计产量为 6 627 kg/hm<sup>2</sup>,相对误差为 10.27%;2016 年夏玉米估测产量为 6 185 kg/hm<sup>2</sup>,统计产量为 6 286 kg/hm<sup>2</sup>,相对误差为 1.64%;2017 年夏玉米估测产量为 6 448 kg/hm<sup>2</sup>;2018 年夏玉米估测产量为 6 439 kg/hm<sup>2</sup>;以 2016 年为例,西部地区夏玉米估测产量为 6 625 kg/hm<sup>2</sup>,统计产量为 7 183 kg/hm<sup>2</sup>,相对误差为 7.76%;东部地区夏玉米估测产量为 5 458 kg/hm<sup>2</sup>,统计产量为 5 038 kg/hm<sup>2</sup>,相对误差为 8.32%;南部地区夏玉米估测产量为 6 586 kg/hm<sup>2</sup>,统计产量为 5 699 kg/hm<sup>2</sup>,相对误差为 15.56%;北部地区夏玉米估测产量为 5 789 kg/hm<sup>2</sup>,统计产量为 5 266 kg/hm<sup>2</sup>,相对误差为 9.94%。

表 3 2015 年研究区域双参数最优估产模型的估测产量与统计单产的绝对误差和相对误差  
Tab.3 Absolute and relative errors of estimated yield and statistical yield in bi-variables optimal yield model of study area in 2015

| 地区   | 估测单产/<br>(kg·hm <sup>-2</sup> ) | 统计单产/<br>(kg·hm <sup>-2</sup> ) | 绝对误差/<br>(kg·hm <sup>-2</sup> ) | 相对误差/<br>% |
|------|---------------------------------|---------------------------------|---------------------------------|------------|
| 保定市  | 7 142                           | 6 537                           | 605                             | 9.24       |
| 石家庄市 | 7 616                           | 7 657                           | -41                             | 0.51       |
| 沧州市  | 5 622                           | 4 842                           | 780                             | 16.10      |
| 衡水市  | 6 251                           | 5 683                           | 568                             | 10.00      |
| 廊坊市  | 5 771                           | 5 161                           | 610                             | 11.80      |
| 整个区域 | 6 480                           | 5 976                           | 504                             | 8.43       |

4 讨论

粒子滤波不受线性高斯模型的约束,适用于在任意非线性非高斯动态系统,但滤波器迭代次数的增加会导致粒子退化现象。本文通过残差重采样方法在一定程度上解决了粒子退化问题,但随着重采

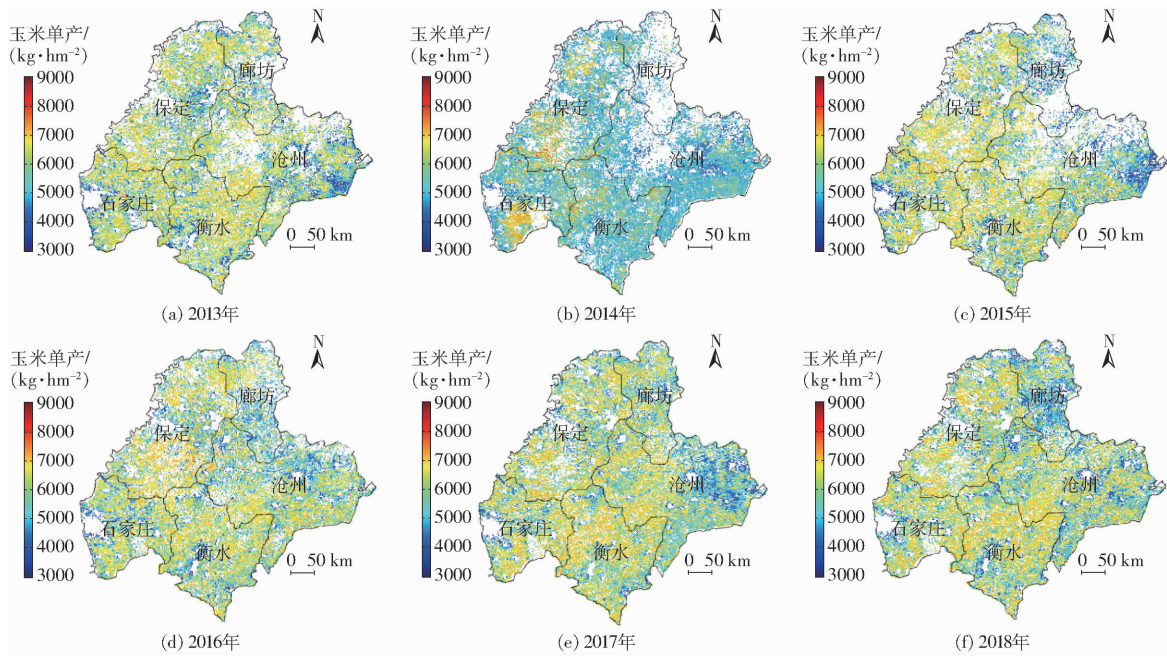


图 6 2013—2018 年各县 (区) 玉米单产估测结果

Fig. 6 Estimated yields of maize in different counties from 2013 to 2018

样次数的增加,采样后的粒子集会逐渐降低其多样性。因此,既要保持粒子多样性,又要解决粒子退化问题算法是研究的重点。此外,本研究将粒子滤波同化算法应用于作物单产估测,在今后的研究中,可以将数据同化算法进一步扩展为作物长势监测等方面的研究。

本文研究 LAI 和 VTCI 双参数在夏玉米主要生育期与产量的关系,并没有将研究区的研究样点进行分 类,即旱作样点和灌溉样点,未来研究可以基于不同类型样点和不同类型区域同化最优变量获取的估产模型进行研究区的单产估测,以提高夏玉米单产估测的精度。

本文选用的 MODIS 数据空间分辨率较低,今后可将高分辨率影像作为作物估产的数据源,且随着农业监测手段越来越丰富,不同时间、不同类型、不同维度的传感器为农业估产提供数据,最终形成农业大数据,因此利用大数据建立作物估产模型满足不同类型、不同尺度的估产是需要研究的内容。

5 结论

(1) 基于 RF 算法对 2013—2018 年河北省中部

平原夏玉米 8 个研究样点进行单点同化。同化 LAI 和 VTCI 能较好地综合模型模拟值和遥感观测值的优点,同化 LAI 可以减缓 CERES - Maize 模型模拟 LAI 的剧烈变化,改善了 MODIS 观测值因受空间分辨率和云影响而导致的偏低现象。同化 VTCI 与旬累积降水量数据对比分析表明,同化 VTCI 的变化趋势明显改善,其效果优于遥感反演的 VTCI,更适合区域旱情的监测。

(2) 基于同化双参数构建的估产模型的决定系数  $R^2$  最大为 0.615 6,且达极显著水平 ( $P < 0.001$ ),因此作为较优估产模型。利用 2015 年 53 个县 (区) 夏玉米统计单产对较优估产模型进行了精度验证,结果表明,所有县 (区) 估测单产的平均相对误差为 8.43%,RMSE 为 631 kg/hm<sup>2</sup>,NRMSE 为 10.50%。用较优单产估测模型对 2013—2018 年各县 (区) 的夏玉米产量进行估测,得到河北省中部平原玉米区域单产估测结果。结果表明,区域估测结果的时空分布与河北省中部平原夏玉米的实际情况相符,应用 RF 算法同化 LAI 和 VTCI 的单产估测精度较高,适用于区域夏玉米单产的估算。

参 考 文 献

[1] 姚延娟, 范闻捷, 刘强, 等. 玉米全生长期叶面积指数收获测量法的改进[J]. 农业工程学报, 2010, 26(8): 189 - 194. YAO Yanjuan, FAN Wenjie, LIU Qiang, et al. Improvement of leaf area index harvesting measurement method for maize throughout growth period[J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(8): 189 - 194. (in Chinese)

[2] 刘峰, 李存军, 黎锐, 等. 陆面数据同化系统构建方法及其农业应用[J]. 农业工程学报, 2008, 24(增刊 2): 347 - 352. LIU Feng, LI Cunjun, LI Rui, et al. Method for the establishment of the land data assimilation system and its application in agriculture[J]. Transactions of the CSAE, 2008, 24(Supp. 2): 347 - 352. (in Chinese)

[3] MA Y, WANG S, ZHANG L, et al. Monitoring winter wheat growth in North China by combining a crop model and remote

- sensing data[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2008, 10(4): 426–437.
- [4] 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: 1395–1407.
- [5] 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.
- [6] 徐建文, 居辉, 梅旭荣, 等. 近 30 年黄淮海平原干旱对冬小麦产量的潜在影响模拟[J]. 农业工程学报, 2015, 31(6): 150–158.
- XU Jianwen, JU Hui, MEI Xurong, et al. Simulation on potential effects of drought on winter wheat in Huang – Huai – Hai Plain from 1981 to 2010[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(6): 150–158. (in Chinese)
- [7] 王鹏新, 龚健雅, 李小文, 等. 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, et al. Vegetation temperature condition index and its application for drought monitoring[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2001, 26(5): 412–418. (in Chinese)
- [8] XIE Y, WANG P, BAI X, et al. Assimilation of the leaf area index and vegetation temperature condition index for winter wheat yield estimation using Landsat imagery and the CERES – Wheat model[J]. Agricultural & Forest Meteorology, 2017, 246: 194–206.
- [9] 解毅, 王鹏新, 张树誉, 等. 基于粒子滤波和多变量权重的冬小麦估产研究[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(10): 148–155.
- XIE Yi, WANG Pengxin, ZHANG Shuyu, et al. Winter wheat yield estimation based on particle filter algorithm and weights of multi-variable[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(10): 148–155. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?file\\_no=20171018&flag=1](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20171018&flag=1). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.10.018. (in Chinese)
- [10] GONG H R, SUN Y R, SHU X, et al. Use of random forests regression for predicting IRI of asphalt pavements [J]. Construction and Building Materials, 2018, 189: 890–897.
- [11] TULBURE M G, WIMBERLY M C, BOE A, et al. Climatic and genetic controls of yields of switchgrass, a model bioenergy species[J]. Agriculture Ecosystems and Environment, 2012, 146(1): 121–129.
- [12] LIU Junming, HE Xiaotong, WANG Pengxin, et al. Impact of late freezing disaster on winter wheat yields based on random forest[J]. International Agricultural Engineering Journal, 2019, 28(2): 34.
- [13] 王蕾, 王鹏新, 李俐, 等. 河北省中部平原玉米长势遥感综合监测[J]. 资源科学, 2018, 40(10): 2099–2109.
- WANG Lei, WANG Pengxin, LI Li, et al. Integrated maize growth monitoring based on gray correlation analysis and remote sense data in the central plain of Hebei Province [J]. Resources Science, 2018, 40(10): 2099–2109. (in Chinese)
- [14] 王鹏新, 荀兰, 李俐, 等. 基于时间序列叶面积指数傅里叶变换的作物种植区域提取[J]. 农业工程学报, 2017, 33(21): 207–215.
- WANG Pengxin, XUN Lan, LI Li, et al. Extraction of planting areas of main crops based on Fourier transformed characteristics of time series leaf area index products[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(21): 207–215. (in Chinese)
- [15] SASEENDRAN S A, MA L, MALONE R, et al. Simulating management effects on crop production, tile drainage, and water quality using RZWQM – DSSAT[J]. Geoderma, 2007, 140(3): 297–309.
- [16] ANGSTROM A. Solar and terrestrial radiation. Report to the international commission for solar research on actinometric investigations of solar and atmospheric radiation[J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, 2007, 50(210): 121–126.
- [17] 全国土壤普查办公室. 中国土种志[M]. 北京: 中国农业出版社, 1996.
- [18] 贾银锁, 谢俊良. 河北玉米[M]. 北京: 中国农业科学技术出版社, 2008.
- [19] 贾银锁, 郭进考. 河北夏玉米与冬小麦一体化种植[M]. 北京: 中国农业科学技术出版社, 2009.
- [20] HE J, DUKES M, JONES J, et al. Applying GLUE for estimating CERES – Maize genetic and soil parameters for sweet corn production[J]. Transactions of the ASABE, 2009, 52(6): 1907–1921.
- [21] 王鹏新, 齐璇, 李俐, 等. 基于随机森林回归的玉米单产估测[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(7): 237–245.
- WANG Pengxin, QI Xuan, LI Li, et al. Estimation of corn yield based on random forest regression[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(7): 237–245. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?file\\_no=20190726&flag=1](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20190726&flag=1). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.07.026. (in Chinese)
- [22] 王鹏新, 胡亚京, 李俐, 等. 基于 EnKF 和随机森林回归的玉米单产估测[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(9): 135–143.
- WANG Pengxin, HU Yajing, LI Li, et al. Estimation of maize yield based on ensemble Kalman filter and random forest for regression[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(9): 135–143. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?file\\_no=20200916&flag=1](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20200916&flag=1). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.09.016. (in Chinese)
- [23] 杨鹤松, 王鹏新, 孙威, 等. 条件植被温度指数在华北平原干旱监测中的应用[J]. 北京师范大学学报(自然科学版), 2007, 43(3): 314–318.
- YANG Hesong, WANG Pengxin, SUN Wei, et al. Application of the vegetation temperature condition index to drought monitoring in North China Plain[J]. Journal of Beijing Normal University(Natural Science), 2007, 43(3): 314–318. (in Chinese)
- [24] 王鹏新, 孙辉涛, 王蕾, 等. 基于 4D – VAR 和条件植被温度指数的冬小麦单产估测[J/OL]. 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/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(3): 263–271. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?file\\_no=20190337&flag=1](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20190337&flag=1). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.03.037. (in Chinese)
- [25] ARULAMPALAM S, MASKELL S, GORDON N J, 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.
- [26] 毕海芸, 马建文, 秦思娴, 等. 基于残差重采样粒子滤波的土壤水分估算和水力参数同步优化[J]. 中国科学(地球科学), 2014, 44(5): 1002–1016.
- BI Haiyun, MA Jianwen, QIN Sixian, et al. Simultaneous estimation of soil moisture and hydraulic parameters using residual resampling particle filter[J]. Science China (Earth Sciences), 2014, 44(5): 1002–1016. (in Chinese)
- [27] 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.
- [28] KRAUSE M R, CROSSMAN S, DUMOND T, et al. Random forest regression for optimizing variable planting rates for corn and soybean using topographical and soil data[J]. Agronomy Journal, 2020, 112(6): 5045–5066.
- [29] GISLASON P, BENEDIKTSSON J. Random forests for land cover classification[J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(4): 294–300.
- [30] 马玉平, 孙琳丽, 马晓群, 等. 黄淮海地区夏玉米对干旱和涝渍的生理生态反应[J]. 干旱地区农业研究, 2016, 34(4): 85–93.
- MA Yuping, SUN Linli, MA Xiaoqun, et al. Ecophysiological responses of summer maize to drought and waterlogging in Huang-Huai-Hai Plain[J]. Agricultural Research in the Arid Areas, 2016, 34(4): 85–93. (in Chinese)
- 

(上接第159页)

- [18] 褚璇, 王伟, LAWRENCE K, 等. 基于颜色特征的含黄曲霉毒素玉米颗粒的检出方法[J]. 中国粮油学报, 2015, 30(4): 112–118.
- CHU Xuan, WANG Wei, LAWRENCE K, et al. Detection method of corn kernels infected Aflatoxin based on color features[J]. Journal of the Chinese Cereals and Oils Association, 2015, 30(4): 112–118. (in Chinese)
- [19] 张楠楠, 刘伟, 王伟, 等. 基于图像处理的玉米颗粒霉变程度检测方法研究[J]. 中国粮油学报, 2015, 30(10): 112–116.
- ZHANG Nannan, LIU Wei, WANG Wei, et al. Research on detection of moldy degree for corn kernels based on image processing[J]. Journal of the Chinese Cereals and Oils Association, 2015, 30(10): 112–116. (in Chinese)
- [20] 赵炎, 张乃建, 王若兰. 霉变玉米真菌毒素含量与图像颜色特征参数之间的相关性研究[J]. 粮食与饲料工业, 2015(12): 21–26.
- ZHAO Yan, ZHANG Naijian, WANG Ruolan. Correlation between mycotoxins content and image color feature parameters of moldy corn[J]. Cereal & Feed Industry, 2015(12): 21–26. (in Chinese)
- [21] 王侨. 玉米种子的图像精选定向定位方法及装置研究[D]. 北京: 中国农业大学, 2017.
- WANG Qiao. Research on method and machine of selection and directional positioning of corn seed[D]. Beijing: China Agricultural University, 2017. (in Chinese)
- [22] 赵博, 王烨, 董鑫, 等. 苏叶在线分选系统设计及试验[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(6): 156–162, 172.
- ZHAO Bo, WANG Ye, DONG Xin, et al. Design and experiment of online sorting system for Perillar[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(6): 156–162, 172. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20190617&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20190617&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.06.017. (in Chinese)
- [23] 杜永忠, 平雪良, 何佳唯. 圣女果表面缺陷检测与分级系统研究[J/OL]. 农业机械学报, 2013, 44(增刊1): 194–199.
- DU Yongzhong, PING Xueliang, HE Jiawei. Surface defect detection and classification system for cherry tomatoes[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(Supp.1): 194–199. [http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=2013s135&journal\\_id=jcsam](http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=2013s135&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2013.S1.035. (in Chinese)
- [24] SOFU M M, ER O, KA M C, et al. Design of an automatic apple sorting system using machine vision[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016, 127: 395–405.
- [25] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1979, 9(1): 62–66.