

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.10.018

# 基于粒子滤波和多变量权重的冬小麦估产研究

解毅<sup>1,2</sup> 王鹏新<sup>1,2</sup> 张树誉<sup>3</sup> 李俐<sup>1,2</sup>

(1. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083; 2. 农业部农业灾害遥感重点实验室, 北京 100083;

3. 陕西省气象局, 西安 710014)

**摘要:** 为了构建能够反映作物长势的综合性指标以及准确估测作物产量, 采用粒子滤波算法同化 CERES - Wheat 模型模拟和基于 Landsat 数据反演的叶面积指数 (Leaf area index, LAI)、地上生物量和 0 ~ 20 cm 土壤含水率, 获取冬小麦主要生育期以天为尺度的变量同化值, 分析不同生育时期的 LAI、地上生物量和土壤含水率同化值与实测单产的相关性, 并应用熵值的组合预测方法确定不同状态变量影响籽粒产量的权重, 进而生成综合性指数, 并分析其与实测单产的相关性。结果表明, LAI、地上生物量和土壤含水率同化值和田间实测值间的均方根误差 (Root mean square error, RMSE) 以及平均相对误差 (Mean relative error, MRE) 均低于这些变量模拟值和实测值间的 RMSE 和 MRE, 说明数据同化方法提高了时间序列 LAI、地上生物量和土壤含水率的模拟精度。基于不同状态变量的权重生成的综合性指数与实测单产间的相关性大于单个变量与实测单产间的相关性; 基于综合性指数构建小麦单产估测模型, 其估产精度 ( $R^2 = 0.78$ , RMSE 为  $330 \text{ kg/hm}^2$ ) 分别比基于 LAI、地上生物量和土壤含水率建立模型的估产精度显著提高, 表明构建的综合性指数充分结合了不同变量在作物估产方面的优势, 可用于高精度的冬小麦单产估测。

**关键词:** 冬小麦; 粒子滤波; 数据同化; 遥感; 熵值法; 单产估测

**中图分类号:** TP79; S127      **文献标识码:** A      **文章编号:** 1000-1298(2017)10-0148-08

## Winter Wheat Yield Estimation Based on Particle Filter Algorithm and Weights of Multi-variables

XIE Yi<sup>1,2</sup> WANG Pengxin<sup>1,2</sup> ZHANG Shuyu<sup>3</sup> LI Li<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, Beijing 100083, China

3. Shaanxi Provincial Meteorological Bureau, Xi'an 710014, China)

**Abstract:** To establish a comprehensive index for monitoring the crop growth and estimating the crop yields accurately, the leaf area index (LAI), aboveground biomass and soil moisture (0 ~ 20 cm) simulated by the CERES - Wheat model were assimilated with the state variables retrieved from Landsat data using the particle filter algorithm, for obtaining daily assimilated LAI, aboveground biomass and soil moisture values. Then linear regression analyses were performed to examine the relationships between the assimilated LAI, aboveground biomass or soil moisture and field-measured yields respectively, which were combined with the combination forecasting of entropy method, for determining the weights of different variables at the main growth stages of winter wheat. The comprehensive index was established based on the weights of variables, and the linear correlations between comprehensive index and measured yields were used for establishing wheat yield estimation model. The results showed that the root mean square errors (RMSEs) and mean relative errors (MREs) between the assimilated state variables and the field-measured ones were lower than the RMSEs and MREs between the simulations and the field-measurements, respectively. Thus the accuracies of the assimilated LAI, aboveground biomass and soil moisture time series were improved through the assimilation process. In addition, the correlation coefficients between the comprehensive index and the yields were higher than those between the individual variables and the yields at each wheat growth stage. And the accuracy of the yield estimation model

收稿日期: 2016-12-28 修回日期: 2017-02-15

基金项目: 国家自然科学基金项目(41371390)

作者简介: 解毅(1989—), 男, 博士生, 主要从事定量遥感及其在农业中的应用研究, E-mail: a791909926@163.com

通信作者: 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

established based on the comprehensive index ( $R^2$  was 0.78 and RMSE was 330 kg/hm<sup>2</sup>) was significantly higher than those of the models established based on the LAI ( $R^2$  was 0.62 and RMSE was 448 kg/hm<sup>2</sup>), aboveground biomass ( $R^2$  was 0.64 and RMSE was 431 kg/hm<sup>2</sup>) and soil moisture ( $R^2$  was 0.67 and RMSE was 442 kg/hm<sup>2</sup>) respectively. Therefore, the established comprehensive index fully integrated the advantages of the different variables in estimating crop yields, which can be used for estimating wheat yields accurately.

**Key words:** winter wheat; particle filter; data assimilation; remote sensing; entropy method; yield estimation

## 引言

小麦是我国重要的粮食作物之一,其产量 95% 以上源于光合作用,而地上生物量是小麦光合作用的最终产物,与籽粒产量形成密切相关,因此,区域尺度小麦地上生物量的估算能够为籽粒产量的估测和预测提供重要依据。

随着空间信息技术的发展,利用遥感技术获取地表植被信息和相关参数,逐渐成为实时大面积反演地上生物量的一种重要工具和手段<sup>[1-2]</sup>。然而,遥感观测受时间分辨率限制,不能对作物生长状况进行连续监测。作物生长模型能够对作物整个生长、发育生理过程进行数学描述,在充分考虑环境因素影响的基础上,逐日模拟作物生长发育情况。因此,利用数据同化方法将两者进行优势互补,将作物生长模型引入遥感估产,是促进大面积作物长势监测和产量估测向机理化和精确化方向发展的有效途径。

除地上生物量外,叶面积指数(LAI)和土壤水分均与籽粒产量密切相关。其中,LAI代表作物截获太阳辐射进行二氧化碳同化和干物质积累的能力,是评估籽粒潜在产量的重要指标。同时,利用遥感数据能够准确反演 LAI 时间序列和空间分布信息。因此,很多研究基于遥感观测 LAI 以估测作物产量<sup>[3-5]</sup>。此外,土壤有效水分的变化是引起作物产量变化的主要原因,准确估测区域土壤含水率对作物长势监测和产量估测、预测至关重要<sup>[6]</sup>。INES 等<sup>[7]</sup>应用集合卡尔曼滤波算法同化 AMSR-E 土壤水分、MODIS-LAI 和 CERES-Maize 模型估测美国爱荷华州的玉米单产,结果表明,在一般或干旱状况下,同时同化 LAI 和土壤水分比单独同化 LAI 或土壤水分明显提高了估测和实测单产间的相关性。解毅等<sup>[8]</sup>对比了冬小麦不同生育时期不同变量和作物单产的相关性,以选取各生育时期的最优变量,并得出各生育时期同化和产量相关性较大变量的估产精度高于同时同化 LAI、地上生物量和土壤水分的估产精度,但该研究未量化地描述小麦不同生育时期不同变量影响籽粒产量的权重。李艳等<sup>[9]</sup>通

过确定小麦不同生育时期干旱对产量的影响权重,从而计算加权条件植被温度指数(Vegetation temperature condition index, VTCI),结果表明,加权 VTCI 和小麦单产密切相关,但未考虑不同因素对籽粒产量的影响。

本文应用粒子滤波(Particle filter, PF)算法同化 CERES-Wheat 模型模拟和遥感数据反演的冬小麦 LAI、地上生物量( $\beta$ )以及 0~20 cm 土壤含水率( $\theta$ ),获取以天为尺度的 LAI、 $\beta$  和  $\theta$  同化值。分析小麦不同生育时期的 LAI、 $\beta$  和  $\theta$  分别与实测单产的相关性,进而利用熵值的组合预测方法分别计算 LAI、 $\beta$  和  $\theta$  影响籽粒产量的权重,进而生成一个能够有效反映小麦生长状况的指数。基于综合性指数和实测单产间的相关性构建小麦单产估测模型,同时检验其对提高作物估产精度的影响。

## 1 材料与方方法

### 1.1 田间实测数据

在 2007—2014 年冬小麦生长季,在陕西省关中平原选取 12~15 个典型的冬小麦种植区域作为研究样点,并分为灌溉和旱作样点(图 1)。根据关中平原冬小麦的实际生长状况,将主要生育时期划分为返青期、拔节期、抽穗—灌浆期和乳熟期。在小麦生长的拔节期和抽穗期实测样点的 LAI、 $\beta$  和  $\theta$  数据,并观测小麦生长状况和调查田间管理数据<sup>[10]</sup>;在小麦成熟期通过干燥称量的方法实测籽粒单产<sup>[8]</sup>。



图 1 研究样点分布图

Fig. 1 Distribution map of sampling sites

### 1.2 数据同化

#### 1.2.1 CERES-Wheat 模型

CERES-Wheat 模型能够以天为时间步长模拟

小麦生长发育、产量形成、氮碳水平衡过程等<sup>[11-12]</sup>,其输入参数包括:气象数据、土壤参数、田间管理数据和作物遗传参数。气象数据通过分布在关中平原的43个气象站点观测获得;土壤参数和田间管理数据通过田间实测和调查得到;此外,应用实测 LAI、 $\beta$ 、 $\theta$  数据和籽粒单产以及实际收获日期对 CERES - Wheat 模型的作物遗传参数进行标定,并对标定结果进行检验<sup>[8]</sup>。

### 1.2.2 遥感数据

由于云的干扰、Landsat - 5 和 Landsat - 7 卫星故障以及 Landsat - 8 卫星在 2013 年的成功发射,研究中仅获取了 2013—2014 年冬小麦主要生育期覆盖关中平原的 Landsat - 7 和 Landsat - 8 影像(表 1)。

表 1 在 126/036、127/036 和 128/036 卫星轨道获取的 Landsat 影像

Tab.1 Landsat images obtained on orbits 126/036, 127/036 and 128/036

卫星	轨道号	影像获取时间		
Landsat - 7	126/036	2014 - 03 - 09	2014 - 03 - 25	
	127/036	2014 - 03 - 16		
	128/036	2014 - 02 - 19	2014 - 04 - 08	2014 - 05 - 26
Landsat - 8	126/036	2014 - 03 - 17	2014 - 05 - 04	2014 - 05 - 20
	127/036	2014 - 02 - 20	2014 - 03 - 08	2014 - 03 - 24
		2014 - 04 - 09	2014 - 05 - 11	
	128/036	2014 - 03 - 15	2014 - 05 - 02	2014 - 05 - 18

对 Landsat 影像进行预处理,具体包括辐射定标、大气校正和几何校正过程。然后,利用近红外和红光波段反射率计算归一化植被指数(Normalized difference vegetation index, NDVI)。采用王维等<sup>[13]</sup>和解毅等<sup>[8]</sup>反演 LAI 和  $\beta$  的方法,并结合样点反演的 NDVI 和田间实测的 LAI、 $\beta$  数据,分别构建区域 LAI 和  $\beta$  的估算模型。解毅等<sup>[8]</sup>基于遥感反演 NDVI 和亮度温度(Brightness temperature, BT)的散点图呈三角形区域分布的特征,提出了 VTCI 的干旱监测方法,并被广泛应用于干旱监测、预测以及土壤水分反演<sup>[14]</sup>。研究中基于关中平原冬小麦主要生育期的 VTCI 和 0 ~ 20 cm 土壤含水率间呈较强的线性相关性<sup>[15]</sup>,构建了 VTCI 和  $\theta$  间的回归模型,进而估算区域  $\theta$ 。

根据关中平原土地利用调查结果,将研究区域划分为建设用地及裸地、水体、林地(包括果园)和冬小麦地。在 3 月上中旬,冬小麦进入返青期,小麦叶片处于快速生长状态,植被光谱特征明显,在 Landsat OLI 影像标准假彩色图像上容易识别冬小麦种植区域;在 3 月下旬至 5 月上旬,冬小麦处于拔节期至抽穗-灌浆期,叶片生长旺盛,容易区分小麦

地和非植被区域;在 6 月上旬,冬小麦处于成熟期,叶片变黄,此时,园林地的植被光谱特征明显,在 OLI 影像假彩色图像上容易区分冬小麦地和林地。本文选用监督分类法中的最大似然法并结合多时相的 Landsat OLI 影像对关中平原进行分类<sup>[10]</sup>,提取冬小麦种植区域,分类结果精度较高,Kappa 系数为 0.9。

### 1.2.3 粒子滤波算法

应用残差重采样粒子滤波算法同化 CERES - Wheat 模型模拟和基于 Landsat 数据反演的冬小麦主要生育期的 LAI、 $\beta$  以及  $\theta$  数据,粒子数设为 200。根据 NAGARAJAN 等<sup>[16]</sup>和 BI 等<sup>[17]</sup>的粒子滤波过程,其分为预测和更新阶段:

预测:利用任意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,生成粒子群  $x_k^i$  ( $i = 1, 2, \dots, 200$ ),然后,将 200 个粒子代入非线性模型运行至第  $k + 1$  时刻,得到模型预测状态  $x_{k+1}^i$ 。

更新:利用第  $k + 1$  时刻的  $x_{k+1}^i$ 、遥感观测 ( $y_{k+1}$ ) 以及初始重要性概率密度 ( $q(x_{k+1}^i | x_k^i, y_{k+1})$ ) 计算各粒子的重要性权重 ( $w_{k+1}^i$ )。本文设  $q(x_{k+1}^i | x_k^i, y_{k+1}) = p(x_{k+1}^i | x_k^i)$ , 其中,  $p(x_{k+1}^i | x_k^i)$  表示先验概率分布函数。然后,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  $w_{k+1}^i$  为<sup>[18]</sup>

$$w_{k+1}^i = 1 / (200 \sqrt{2\pi O_{k+1}}) \exp(- (x_{k+1}^i - y_{k+1})^2 / (2O_{k+1})) \quad (1)$$

式中  $O_{k+1}$  ——观测值的标准差

研究中将遥感观测 LAI、 $\beta$  和  $\theta$  的标准差分别设为 13%、11% 和 8%。

## 1.3 冬小麦单产估测

### 1.3.1 综合性指数的构建

对数据进行归一化处理,将冬小麦整个生育期的 LAI 最大值 ( $LAI_{max}$ )、 $\beta$  最大值 ( $\beta_{max}$ ) 及  $\theta$  最大值 ( $\theta_{max}$ ) 设为  $7 \text{ m}^2/\text{m}^2$ 、 $16\ 000 \text{ kg}/\text{hm}^2$  和  $0.4 \text{ mm}^3/\text{mm}^3$ 。相对 LAI ( $L_R$ )、相对  $\beta$  ( $\beta_R$ ) 和相对  $\theta$  ( $\theta_R$ ) 的计算方法如:  $L_R = LAI/LAI_{max}$ 、 $\beta_R = \beta/\beta_{max}$  和  $\theta_R = \theta/\theta_{max}$ 。然后,分析小麦各生育时期的  $L_R$ 、 $\beta_R$  和  $\theta_R$  分别与实测单产的线性相关性,并基于不同变量和单产间的相关性,同时结合熵值的组合预测方法分别计算  $L_R$ 、 $\beta_R$  和  $\theta_R$  影响籽粒产量的权重。基于熵值的组合预测方法的计算过程为<sup>[19-20]</sup>:

(1) 对于第  $j$  种单项预测方法、第  $t$  时刻的预测,通过计算其实测值和预测值之间的相对误差 ( $e_{jt}$ ),从而计算预测相对误差的比重 ( $P_{jt}$ )

$$P_{jt} = e_{jt} / \sum_{t=1}^N e_{jt} \quad (t=1, 2, \dots, N; j=1, 2, \dots, m) \quad (2)$$

(2) 计算第  $j$  种单项预测方法的预测相对误差的熵值 ( $h_j$ )

$$h_j = -k \sum_{t=1}^N P_{jt} \ln P_{jt} \quad (k > 0) \quad (3)$$

(3) 第  $j$  种单项预测方法的熵权 ( $l_j$ ) 的计算公式为

$$l_j = (1 - h_j) / \sum_{j=1}^m (1 - h_j) \quad (4)$$

(4) 根据在单项预测中预测误差序列的变异程度越大, 则其在组合预测中对应权重越小的原则, 对熵权进行变换

$$w_j = (1/l_j) / \sum_{j=1}^m (1/l_j) \quad (5)$$

根据  $L_R$ 、 $\beta_R$  和  $\theta_R$  的重要性权重生成能够反映作物长势的综合性指数, 即植被生物量水分指数 (Vegetation biomass moisture index, VBMI), 用  $V$  表示

$$V_i = w_{Li} L_{Ri} + w_{\beta i} \beta_{Ri} + w_{\theta i} \theta_{Ri} \quad (i=1, 2, 3, 4) \quad (6)$$

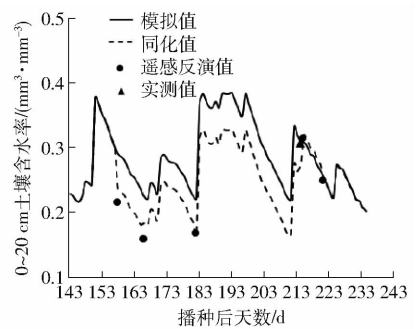
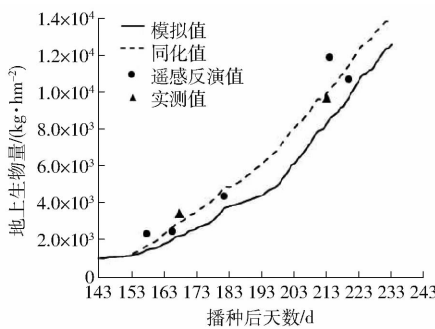
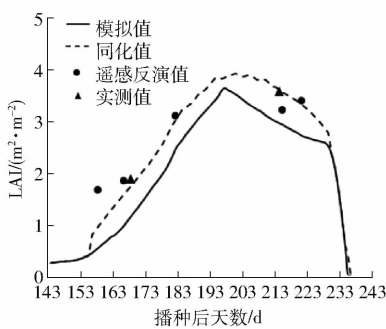
其中  $w_{Li} + w_{\beta i} + w_{\theta i} = 1 \quad (7)$

式中  $i$ ——主要生育期, 即返青期、拔节期、抽穗—灌浆期和乳熟期

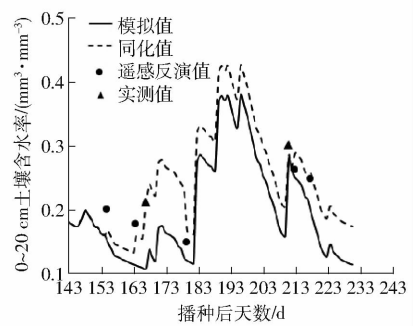
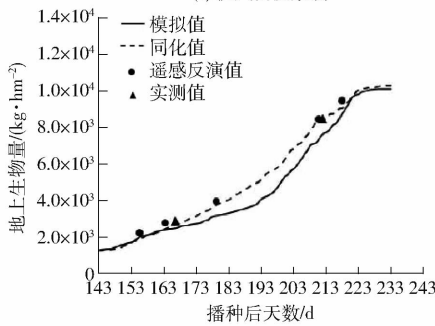
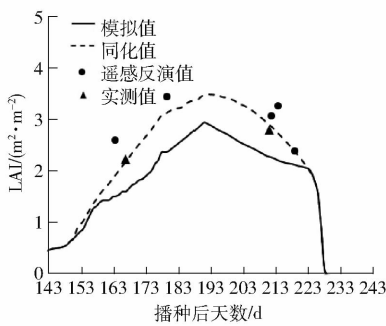
$w_{Li}$ 、 $w_{\beta i}$ 、 $w_{\theta i}$ —— $L_R$ 、 $\beta_R$ 、 $\theta_R$  的权重

### 1.3.2 估产模型的构建

分析冬小麦各生育时期的  $V_i$  和实测单产间的线性相关性, 构建单生育时期的单产估测模型



(a) 扶风县段家镇



(b) 乾县石牛乡

图 2 冬小麦主要生育期的 LAI、地上生物量和土壤含水率同化曲线

$$Y_i = a_i V_i + b_i \quad (8)$$

利用熵值的组合预测方法计算不同生育期  $Y_i$  的权系数 ( $w_1 \sim w_4$ ), 建立组合估产模型

$$Y = w_1 Y_1 + w_2 Y_2 + w_3 Y_3 + w_4 Y_4 \quad (9)$$

应用 2013—2014 年冬小麦主要生育期以天为尺度的 LAI、 $\beta$  和  $\theta$  同化数据生成 VBMI 时间序列数据, 然后结合实测籽粒单产, 进而构建冬小麦单产估测模型。将基于 VBMI 估产模型的估测精度分别和基于 LAI、 $\theta$  以及  $\beta$  估产模型的精度进行对比, 以检验利用 VBMI 对提高估产精度的影响。

### 1.3.3 区域单产估测

建立 Landsat 数据反演 LAI、 $\beta$  以及  $\theta$  和同期的 LAI、 $\beta$  以及  $\theta$  同化值间的线性回归模型, 从而将单点尺度的 LAI、 $\beta$  和  $\theta$  同化数据扩展到区域尺度<sup>[8]</sup>。基于归一化方法和  $L_R$ 、 $\beta_R$  及  $\theta_R$  在各生育期的权重以生成区域 VBMI 数据, 然后将其代入模型 (式 (9)) 并结合关中平原土地利用类型图以估测研究区域小麦单产。

## 2 结果与分析

### 2.1 模拟变量和同化变量的对比

将 CERES - Wheat 模型模拟的和基于 Landsat 数据反演的 LAI、 $\beta$ 、 $\theta$  代入 PF 算法, 获取小麦主要生育期的 LAI、 $\beta$  和  $\theta$  同化数据, 以 2013—2014 年灌溉样点扶风县段家镇和旱作样点乾县石牛乡的同化结果为例 (图 2)。总体上, 无论是灌溉地还是旱地, LAI、 $\beta$  和  $\theta$  同化曲线均保持了模拟 LAI、 $\beta$  和  $\theta$  在不

Fig. 2 Variation curves of assimilated LAI, aboveground biomass and soil moisture at main growth stages of winter wheat

同生育时期的变化特征,同时,在遥感观测值的修正下,同化的 LAI、 $\beta$  和  $\theta$  更接近田间实测值。因此,PF 同化算法能够结合作物生长模型连续模拟的特征和遥感实时观测的优势,进而改善 LAI、 $\beta$  和  $\theta$  的模拟效果。

采用田间实测数据分别计算模拟和同化 LAI、 $\beta$ 、 $\theta$  的均方根误差 (RMSE) 和平均相对误差 (MRE),同时分析模拟和同化 LAI、 $\beta$  和  $\theta$  分别与实测数据的线性相关性(表 2)。结果表明,同化 LAI 比模拟 LAI 的 RMSE 和 MRE 分别降了  $0.55 \text{ m}^2/\text{m}^2$  和 13.53%,且同化 LAI 和实测 LAI 的线性相关性 ( $R^2 = 0.88, P < 0.001$ ) 明显高于模拟 LAI 和实测 LAI 的线性相关性 ( $R^2 = 0.41, P < 0.05$ );同化  $\beta$  的 RMSE 和 MRE 小于模拟  $\beta$  的 RMSE 和 MRE,同时,同化  $\beta$  和实测  $\beta$  的相关性比模拟  $\beta$  和实测  $\beta$  的相关性得到提高;同样,同化  $\theta$  和实测  $\theta$  的相关性明显高于模拟  $\theta$  和实测  $\theta$  的相关性,且同化  $\theta$  的误差低于模拟  $\theta$  的误差。综上所述,同化数据的精度明显高于 CERES - Wheat 模型模拟数据的精度,因此,进一步分析 LAI、 $\beta$  和  $\theta$  同化值与实测单产间的相关性,并对不同变量进行赋权,以构建综合反映小麦生长状况的指数。

表 2 模拟值和同化值的精度对比

Tab. 2 Comparison between accuracies of assimilated and simulated LAI,  $\beta$  and  $\theta$

变量	RMSE	MRE/%	决定系数 $R^2$
模拟 LAI	$0.93 \text{ m}^2/\text{m}^2$	21.08	0.41 *
同化 LAI	$0.38 \text{ m}^2/\text{m}^2$	7.55	0.88 ***
模拟 $\beta$	$961.89 \text{ kg}/\text{hm}^2$	9.95	0.87 ***
同化 $\beta$	$374.61 \text{ kg}/\text{hm}^2$	6.37	0.96 ***
模拟 $\theta$	$0.042 \text{ mm}^3/\text{mm}^3$	9.04	0.51 **
同化 $\theta$	$0.021 \text{ mm}^3/\text{mm}^3$	7.64	0.94 ***

注: \*0.05 显著水平; \*\*0.01 显著水平; \*\*\*0.001 显著水平。下同。

## 2.2 构建估产模型

### 2.2.1 不同变量的赋权

将冬小麦主要生育期以天为尺度的 LAI、 $\beta$  和  $\theta$  同化值分别进行归一化处理,得到  $L_{R_i}$ 、 $\beta_{R_i}$  和  $\theta_{R_i}$  时间序列数据。分别获取各生育时期的  $L_{R_i}$ 、 $\beta_{R_i}$  和  $\theta_{R_i}$ ,即各生育时期 Landsat 影像获取日期的  $L_{R_i}$ 、 $\beta_{R_i}$  和  $\theta_{R_i}$  值。利用回归分析法分别建立各生育时期的  $L_{R_i}$ 、 $\beta_{R_i}$  和  $\theta_{R_i}$  与实测单产间的线性模型,然后基于不同模型的估测单产的相对误差,应用熵值的组合预测方法分别确定各生育时期的  $L_{R_i}$ 、 $\beta_{R_i}$  和  $\theta_{R_i}$  影响籽粒产量的权重,即  $w_{L_i}$ 、 $w_{\beta_i}$  和  $w_{\theta_i}$ 。将小麦各生育时期的  $L_{R_i}$ 、 $\beta_{R_i}$  和  $\theta_{R_i}$  与实测单产间的线性模型的相关性进行对比,在返青期, $\theta$  和实测单产间的线性模型的相

关性 ( $R^2 = 0.40, P < 0.05$ , RMSE 为  $522 \text{ kg}/\text{hm}^2$ ) 大于 LAI、 $\beta$  分别和实测单产间的线性模型的相关性 ( $R^2 = 0.25, P < 0.05$ , RMSE 为  $585 \text{ kg}/\text{hm}^2$ ;  $R^2 = 0.30, P < 0.05$ , RMSE 为  $567 \text{ kg}/\text{hm}^2$ ),因而, $\theta$  影响籽粒产量的权重 ( $w_{\theta_i} = 0.37$ ) 大于 LAI ( $w_{L_i} = 0.33$ ) 和  $\beta$  ( $w_{\beta_i} = 0.30$ ) 的权重,原因为返青期的田间灌溉对籽粒产量影响较大,而此时的小麦叶片和地上生物量均较小,不能准确反映小麦的生长状况。

在小麦拔节期, LAI 和实测单产间线性模型相关性 ( $R^2 = 0.47, P < 0.01$ , RMSE 为  $490 \text{ kg}/\text{hm}^2$ ) 大于  $\beta$ 、 $\theta$  分别和实测单产间的线性模型的相关性 ( $R^2 = 0.44, P < 0.01$ , RMSE 为  $505 \text{ kg}/\text{hm}^2$ ;  $R^2 = 0.46, P < 0.01$ , RMSE 为  $498 \text{ kg}/\text{hm}^2$ ), LAI 影响籽粒产量的权重 ( $w_{L_2} = 0.54$ ) 大于  $\beta$  ( $w_{\beta_2} = 0.20$ ) 和  $\theta$  ( $w_{\theta_2} = 0.26$ ) 的权重。在抽穗-灌浆期, LAI 和实测单产间的线性模型的相关性 ( $R^2 = 0.54, P < 0.01$ , RMSE =  $460 \text{ kg}/\text{hm}^2$ ) 大于  $\beta$ 、 $\theta$  分别和实测单产间的线性模型的相关性 ( $R^2 = 0.49, P < 0.01$ , RMSE 为  $514 \text{ kg}/\text{hm}^2$ ;  $R^2 = 0.42, P < 0.05$ , RMSE 为  $481 \text{ kg}/\text{hm}^2$ ), LAI 影响籽粒产量的权重 ( $w_{L_3} = 0.38$ ) 大于  $\beta$  ( $w_{\beta_3} = 0.34$ ) 和  $\theta$  ( $w_{\theta_3} = 0.28$ ) 的权重,这是因为,在拔节期至抽穗-灌浆期,小麦叶片数量和质量迅速增加, LAI 呈现快速增长的趋势,尤其在抽穗期,小麦叶片总数和单片叶子的叶面积均达到最大,即 LAI 达到最大值,能够充分反映小麦的长势。此外,拔节期  $\theta$  影响籽粒产量的权重 ( $w_{\theta_2} = 0.26$ ) 大于  $\beta$  的权重 ( $w_{\beta_2} = 0.20$ ),而抽穗-灌浆期  $\theta$  的权重 ( $w_{\theta_3} = 0.28$ ) 小于  $\beta$  的权重 ( $w_{\beta_3} = 0.34$ ),原因为,拔节期小麦生长发育的耗水量大,从而对水分的需求较高,此时小麦地上生物量仍较低,随着小麦生长发育,抽穗-灌浆期的小麦生物量增大,影响籽粒产量的权重也增大。

在乳熟期, $\beta$  和实测单产间的线性模型的相关性 ( $R^2 = 0.52, P < 0.01$ , RMSE 为  $468 \text{ kg}/\text{hm}^2$ ) 明显大于 LAI、 $\theta$  分别和实测单产间的线性模型的相关性 ( $R^2 = 0.33, P < 0.05$ , RMSE 为  $551 \text{ kg}/\text{hm}^2$ ;  $R^2 = 0.30, P < 0.05$ , RMSE 为  $565 \text{ kg}/\text{hm}^2$ ),因此, $\beta$  影响籽粒产量的权重 ( $w_{\beta_4} = 0.37$ ) 大于 LAI ( $w_{L_4} = 0.32$ ) 和  $\theta$  的权重 ( $w_{\theta_4} = 0.31$ ),原因为,乳熟期的籽粒产量在地上生物量中的比重逐渐增大,地上生物量能够反映最终产量,此外,乳熟期小麦叶片变黄, LAI 值较低,同时,小麦生长发育对水分的需求量降低。

### 2.2.2 单产估测模型的建立

基于冬小麦不同生育时期  $L_{R_i}$ 、 $\beta_{R_i}$  和  $\theta_{R_i}$  的权重,计算生成主要生育期的 VBMI 时间序列数据。然后,获取不同生育时期的 VBMI ( $V_i$ ),即 Landsat 影

像获取日期的 VBMI 值。分析各生育时期的  $V_i$  和实测单产间的线性相关性, 构建单生育时期的单产估测模型, 并应用熵值的组合预测方法计算各生育时期估产模型的权系数 ( $w(Y_i)$ ) (表 3)。将小麦各生育时期的 VBMI、单一变量 ( $L_R$ 、 $\beta_R$  或  $\theta_R$ ) 分别与实测单产间的线性相关性进行对比, 各生育时期的 VBMI 与实测单产的线性相关性明显大于  $L_R$ 、 $\beta_R$  和  $\theta_R$  分别与实测单产的线性相关性, 尤其在拔节期和抽穗-灌浆期, VBMI 与实测单产的相关性达 0.001

表 3 冬小麦各生育时期基于 VBMI 的单产估测模型

Tab. 3 Established yield estimation models based on VBMI at each growth stage of winter wheat

生育时期	单产估测模型	$R^2$	RMSE/( $\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}$ )	$w(Y_i)$
返青期	$Y_1(V_1) = 18\ 367V_1 + 2\ 190$	0.60**	429	0.21
拔节期	$Y_2(V_2) = 12\ 943V_2 + 2\ 031$	0.68***	383	0.27
抽穗-灌浆期	$Y_3(V_3) = 11\ 716V_3 + 1\ 195$	0.73***	348	0.32
乳熟期	$Y_4(V_4) = 8\ 357V_4 + 1\ 690$	0.53**	461	0.20

注:  $Y_1$ 、 $Y_2$ 、 $Y_3$ 、 $Y_4$  表示估测单产 (单位:  $\text{kg}/\text{hm}^2$ )。

此外, 抽穗-灌浆期的 VBMI 与实测单产间的线性相关性 ( $R^2 = 0.73$ ,  $P < 0.001$ ) 最高, 基于 VBMI 模型的估产精度 (RMSE 为  $348\ \text{kg}/\text{hm}^2$ ) 也最高, 因而, 其权系数最大 ( $w(Y_3) = 0.32$ ), 其后依次为拔节期、返青期和乳熟期, 说明在冬小麦关键生育时期, 抽穗-灌浆期对籽粒产量的形成最为关键, 其次为拔节期, 返青期和乳熟期对籽粒产量的影响相对较小。

基于单生育时期估产模型的权系数 (表 3) 构建基于 VBMI 的组合估产模型, 然后, 应用熵值的组合预测方法分别建立基于  $L_R$ 、 $\beta_R$  和  $\theta_R$  的组合估产模

型的极显著水平, 比单个变量与实测单产的相关性显著提高。同时, 各生育时期基于 VBMI 构建的估产模型, 其单产估测精度明显高于分别基于  $L_R$ 、 $\beta_R$  和  $\theta_R$  模型的估产精度, 尤其在抽穗-灌浆期, 基于 VBMI 模型的 RMSE 比基于单变量模型的 RMSE 降低了  $112 \sim 166\ \text{kg}/\text{hm}^2$ 。因此, 通过确定不同生育时期的 LAI、 $\beta$  和  $\theta$  影响最终产量的权重构建的综合性指数 VBMI, 其反映小麦生长状况的能力得到提高, 和小麦单产的相关性显著增大。

并将其估产精度和基于 VBMI 模型的精度进行对比 (表 4)。基于 VBMI 模型的估测与实测单产间的线性相关性 ( $R^2 = 0.78$ ,  $P < 0.001$ ) 明显高于分别基于  $L_R$ 、 $\beta_R$  和  $\theta_R$  模型的估测与实测单产间的线性相关性, 同时, 基于 VBMI 模型的 RMSE 和 MRE 比基于单变量模型的 RMSE 和 MRE 分别降了  $101 \sim 118\ \text{kg}/\text{hm}^2$  和  $1.26\% \sim 1.60\%$ 。此外, 基于  $\theta_R$  模型的估测与实测单产间的相关性较高于基于  $L_R$  或  $\beta_R$  模型的估测与实测单产间的相关性, 而基于  $\beta_R$  模型的 RMSE 和 MRE 较基于  $L_R$  或  $\theta_R$  模型的 RMSE 和 MRE 低。

表 4 基于不同变量的组合估产模型

Tab. 4 Combined yield estimation models based on different variables

组合估产模型	$R^2$	RMSE/( $\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}$ )	MRE/%
$Y(\text{VBMI}) = 0.21Y_1(V_1) + 0.27Y_2(V_2) + 0.32Y_3(V_3) + 0.20Y_4(V_4)$	0.78***	330	4.49
$Y(\text{LAI}) = 0.19Y_1(L_{R1}) + 0.25Y_2(L_{R2}) + 0.35Y_3(L_{R3}) + 0.21Y_4(L_{R4})$	0.62***	448	6.09
$Y(\beta) = 0.14Y_1(\beta_{R1}) + 0.23Y_2(\beta_{R2}) + 0.28Y_3(\beta_{R3}) + 0.35Y_4(\beta_{R4})$	0.64***	431	5.75
$Y(\theta) = 0.25Y_1(\theta_{R1}) + 0.33Y_2(\theta_{R2}) + 0.27Y_3(\theta_{R3}) + 0.15Y_4(\theta_{R4})$	0.67***	442	5.90

综上所述, 基于 VBMI 模型的小麦单产估测效果最好, 同时, 分别基于  $L_R$ 、 $\beta_R$  和  $\theta_R$  模型的估产精度相差不大。其原因为, LAI、 $\beta$  和  $\theta$  从作物生长发育的不同方面影响籽粒产量的形成, 因此在单产估测方面各有优缺点。其中, 利用拔节至抽穗-灌浆期的 LAI 估测小麦单产的精度较高, 然而, 返青期的 LAI 较低, 不能准确反映小麦的生长状况, 乳熟期的小麦叶片变黄, LAI 降低, LAI 和籽粒产量的相关性也降低。同理, 返青期的  $\beta$  较低, 和最终产量的相关性较小, 但随着小麦生长发育,  $\beta$  逐渐增大, 和最终

产量的相关性提高, 尤其在乳熟期, 籽粒产量在地上生物量中的比重增大,  $\beta$  能够直接反映小麦产量。由于返青期田间灌溉的影响,  $\theta$  对最终产量形成的影响较大, 拔节期至抽穗-灌浆期小麦处于快速生长状态, 耗水量大, 从而对水分的需求较高, 但乳熟期小麦生长发育对水分的需求量降低。基于各生育时期不同变量对籽粒产量的影响权重建立的 VBMI, 能够充分结合 LAI、 $\beta$  和  $\theta$  在估测小麦单产方面的优势, 同时弥补不同变量在估产方面的不足。在返青期, 降低 LAI 和  $\beta$  的权重同时提高  $\theta$  的权重以生成

VBMI,能够有效弥补返青期 LAI、 $\beta$  和小麦单产相关性较低的缺陷,同时考虑了不同因素对籽粒产量的影响;在乳熟期,降低 LAI、 $\theta$  的权重并提高  $\beta$  的权重以生成 VBMI,能够充分考虑不同变量对最终产量的影响程度。

### 2.3 区域单产估测

基于 Landsat 数据反演变量和同期的变量同化值间的线性回归模型,将单点尺度的 LAI、 $\beta$  和  $\theta$  同化结果扩展到区域尺度,并应用归一化方法得到区域尺度的  $L_R$ 、 $\beta_R$  和  $\theta_R$  数据。基于各生育时期不同变量的权重,生成不同生育时期的区域 VBMI 数据,将其代入基于 VBMI 的组合估产模型,并结合关中平原土地利用分类图估测研究区域小麦单产(图3),

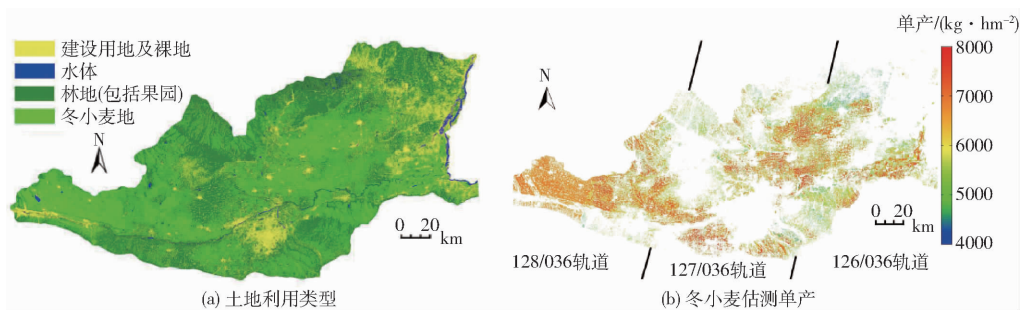


图3 关中平原土地利用类型及冬小麦估测单产结果

Fig. 3 Results of land-use types and estimated wheat yields in Guanzhong Plain

## 3 讨论

LAI、土壤水分和地上生物量等状态变量均和作物籽粒产量密切相关,国内外很多研究通过同化遥感反演和作物生长模型模拟的 LAI、土壤含水率等,估测或预测区域作物产量,然而,很少有研究充分考虑到同一变量在作物不同生长发育阶段对籽粒产量的影响不同,同时,相同作物生育时期不同变量对籽粒产量的重要性也不同。因此,本文应用熵值的组合预测方法分别确定冬小麦不同生育时期的 LAI、地上生物量和土壤含水率影响最终产量的权重,进而生成能够从作物不同生长机理过程综合反映作物生长状况的指数 VBMI。然后,基于 VBMI 和实测小麦单产间的线性相关性构建单产估测模型,结果表明,基于 VBMI 构建模型的单产估测精度明显高于分别基于 LAI、地上生物量和土壤含水率构建估产模型的精度。因此,VBMI 指数有效结合了 LAI、土壤含水率和地上生物量在估测作物产量方面的优势,同时弥补了不同变量在估产方面的不足,因而在作物估产研究领域对提高作物估产精度有重要作用。

本研究仅获取了 2013—2014 年关中平原冬小

同时分析小麦单产的区域分布特征。2013—2014 年关中平原中部(包括临潼县、富平县、三原县和泾阳县等)小麦单产为 4 603 ~ 7 946 kg/hm<sup>2</sup>,平均单产为 6 030 kg/hm<sup>2</sup>;西部(包括凤翔县、岐山县、扶风县和乾县等)小麦单产为 4 651 ~ 7 824 kg/hm<sup>2</sup>,平均单产为 6 222 kg/hm<sup>2</sup>;北部(包括耀州区、淳化县、永寿县和铜川市等)单产为 4 567 ~ 7 794 kg/hm<sup>2</sup>,平均单产为 5 731 kg/hm<sup>2</sup>;东部(包括大荔县、蒲城县、合阳县和澄城县等)单产为 4 503 ~ 7 721 kg/hm<sup>2</sup>,平均单产为 5 698 kg/hm<sup>2</sup>。因此,关中平原西部小麦平均单产最高,其后依次为关中平原中部、北部和东部的平均单产,该分析结果与关中平原冬小麦区域单产的实际分布特征较一致。

麦主要生育期的 Landsat - 7 和 Landsat - 8 影像,因此缺少 VBMI 指数在作物估产方面优势的多年验证,此外,本文仅在陕西省关中平原对 VBMI 指数的估产精度进行了验证。因此,将 VBMI 指数用于多年以及多个研究区域(如华北平原)的小麦单产估测,并进行估产精度的评价,将是未来研究工作的重点。

## 4 结论

(1) LAI、 $\beta$  以及  $\theta$  同化值和田间实测值间的相关性比 LAI、 $\beta$  以及  $\theta$  模拟值和实测值间的相关性显著提高, LAI、 $\beta$  以及  $\theta$  同化值的 RMSE 和 MRE 比模拟值的 RMSE 和 MRE 明显降低,表明利用同化算法能够提高 LAI、地上生物量和土壤含水率的模拟精度。

(2) VBMI 充分结合了 LAI、 $\beta$  和  $\theta$  在作物单产估测方面的优势,同时弥补了单变量在估产方面的不足,因而,各生育时期的 VBMI 和实测单产间的相关性明显高于 LAI、 $\beta$  和  $\theta$  分别与实测单产间的相关性。基于小麦各生育时期的 VBMI 数据建立的组合估产模型,其单产估测精度高于基于 LAI、 $\beta$  和  $\theta$  的估产模型的精度。



## 参 考 文 献

- 1 杜鑫, 蒙继华, 吴炳方. 作物生物量遥感估算研究进展[J]. 光谱学与光谱分析, 2010, 30(11): 3098-3102.  
DU Xin, MENG Jihua, WU Bingfang. Overview on monitoring crop biomass with remote sensing[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2010, 30(11): 3098-3102. (in Chinese)
- 2 赵春江. 农业遥感研究与应用进展[J/OL]. 农业机械学报, 2014, 45(12): 277-293. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20141241&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20141241&journal_id=jcsam). DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2014.12.041.  
ZHAO Chunjiang. Advances of research and application in remote sensing for agriculture[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(12): 277-293. (in Chinese)
- 3 FANG H L, LIANG S L, HOOGENBOOM G, et al. Corn-yield estimation through assimilation of remotely sensed data into the CSM-CERES-Maize model[J]. International Journal of Remote Sensing, 2008, 29(10): 3011-3032.
- 4 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/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(1): 240-248. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20150134&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20150134&journal_id=jcsam). DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2015.01.034.  
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/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(1): 240-248. (in Chinese)
- 5 HUANG J X, SEDANO F, HUANG Y B, et al. Assimilating a synthetic Kalman filter leaf area index series into the WOFOST model to improve regional winter wheat yield estimation[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2016, 216:188-202.
- 6 LI Y, ZHOU Q G, ZHOU J, et al. Assimilating remote sensing information into a coupled hydrology-crop growth model to estimate regional maize yield in arid regions[J]. Ecological Modelling, 2014, 291: 15-27.
- 7 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.
- 8 解毅, 王鹏新, 王蕾, 等. 基于作物及遥感同化模型的小麦产量估测[J]. 农业工程学报, 2016, 32(20): 179-186.  
XIE Yi, WANG Pengxin, WANG Lei, et al. Estimation of wheat yield based on crop and remote sensing assimilation models[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(20): 179-186. (in Chinese)
- 9 李艳, 王鹏新, 刘峻明, 等. 基于条件植被温度指数的冬小麦主要生育时期干旱监测效果评价——I. 因子权重排序法和熵值法组合赋权[J]. 干旱地区农业研究, 2013, 31(6): 159-163.
- 10 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)
- 11 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.
- 12 宋明丹, 冯浩, 李正鹏, 等. 基于 Morris 和 EFAST 的 CERES-Wheat 模型敏感性分析[J/OL]. 农业机械学报, 2014, 45(10): 124-131. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20141020&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20141020&journal_id=jcsam). DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2014.10.020.  
SONG Mingdan, FENG Hao, LI Zhengpeng, et al. Global sensitivity analyses of DSSAT-CERES-Wheat model using Morris and EFAST methods[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(10): 124-131. (in Chinese)
- 13 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/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(9): 282-288. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20150941&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20150941&journal_id=jcsam). DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2015.09.041.  
WANG Wei, WANG Pengxin, XIE Yi, et al. Retrieval of soil moisture supplement based on CERES-Wheat model and remote sensing data[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(9): 282-288. (in Chinese)
- 14 PENG J, LOEW A, ZHANG S, et al. Spatial downscaling of satellite soil moisture data using a vegetation temperature condition index[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2016, 54(1): 558-566.
- 15 SUN W, WANG P X, ZHANG S Y, et al. Using the vegetation temperature condition index for time series drought occurrence monitoring in the Guanzhong Plain, PR China[J]. International Journal of Remote Sensing, 2008, 29(17-18): 5133-5144.
- 16 NAGARAJAN K, JUDGE J, GRAHAM W D, et al. Particle filter-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.
- 17 BI H Y, MA J W, WANG F J. An improved particle filter algorithm based on ensemble Kalman filter and Markov chain Monte Carlo method[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2015, 8(2): 447-459.
- 18 王鹏新, 孙辉涛, 解毅, 等. 基于 LAI 和 VTCI 及粒子滤波同化算法的冬小麦单产估测[J/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(4): 248-256. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20160433&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20160433&journal_id=jcsam). DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2016.04.033.  
WANG Pengxin, SUN Huitao, XIE Yi, et al. Winter wheat yield estimation based on particle filter assimilation algorithm and remotely sensed LAI and VTCI[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(4): 248-256. (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冬小麦单产估测[J/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(3): 263-271. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20160337&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20160337&journal_id=jcsam). DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2016.03.037.  
WANG Pengxin, SUN Huitao, WANG Lei, et al. Winter wheat yield estimation based on 4D 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. (in Chinese)
- 20 WASEEM M, AJMAL M, KIM T W. Development of a new composite drought index for multivariate drought assessment[J]. Journal of Hydrology, 2015, 527: 30-37.