

山东省冬小麦单产监测与预报方法研究

郭锐^{1,2} 朱秀芳^{1,2} 李石波³ 侯陈瑶²

(1. 北京师范大学地表过程与资源生态国家重点实验室, 北京 100875;
2. 北京师范大学地理科学学部遥感科学与工程研究院, 北京 100875;
3. 中国地质大学土地科学技术学院, 北京 100083)

摘要: 针对传统农业估产方法效率低、成本高的现状,以山东省为研究区,基于山东省 10 年表面反射率 8 d 合成产品 MOD09A1、全球陆地蒸发蒸腾 8 d 合成产品 MOD16A2 数据和历史产量数据,以增强型植被指数(EVI)、作物水分胁迫指数(CWSI)和经过历史产量分解得到的技术产量为输入,利用最小二乘法构建了山东省级和市级尺度的冬小麦单产估算模型,并在监测和预报两种模式下进行了模型的应用和精度验证。结果表明,在监测模式下,省级估产精度为 96.91%,各市监测精度均不小于 89.41%,其中菏泽市监测精度最高,为 99.31%,济宁市监测精度最低,为 89.64%;在预报模式下,返青期结束(第 89 天)、拔节期结束(第 121 天)和乳熟期结束(第 145 天)时的省级小麦预报精度均不低于 96.44%,各市预报精度均不小于 89.41%,其中青岛市预报精度最高,3 次预报的平均精度为 99.07%,济宁市预报精度最低,3 次预报的平均精度为 89.81%。本文建立的估产模型对市级和省级作物单产估算均有较高的适用性,可以实现动态产量预报。本研究对及时了解冬小麦的生长状况、制定科学有效的农业生产决策具有参考价值。

关键词: 冬小麦; 山东省; 估产; 增强型植被指数; 作物水分胁迫指数

中图分类号: S127 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2020)07-0156-08 OSID: 

Monitoring and Forecasting Method of Winter Wheat Yield in Shandong Province

GUO Rui^{1,2} ZHU Xiufang^{1,2} LI Shibo³ HOU Chenyao²

(1. State Key Laboratory of Earth Surface Processes and Resource Ecology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China
2. Institute of Remote Sensing Science and Engineering, Faculty of Geographical Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China
3. School of Land Science and Technology, China University of Geoscience, Beijing 100083, China)

Abstract: In view of the low efficiency and high cost of traditional agricultural yield estimation methods, taking winter wheat in Shandong Province as an example, and the cumulative enhanced vegetation index (EVI), cumulative crop water stress indicator (CWSI) and trend yield were used to build a statistical yield estimation model in Shandong Province with least square method. Cumulative EVI was calculated from 8-day surface reflectance products (MOD09A1), cumulative CWSI was calculated from 8-day global terrestrial evapotranspiration products (MOD16A2), and trend yield was calculated using historical yield data calculated by method of time trend analysis. The yield estimation model was operated and verified in monitoring mode and forecasting mode respectively. In the monitoring mode, the provincial yield estimation accuracy was 96.91%, and the estimation accuracy of each city was above 89.64%. Heze City had the highest monitoring accuracy, which was 99.31%, and Jining City had the lowest value, which was 89.64%. In the forecasting mode, the model was operated and verified in three-time points of growth period: the end of the rejuvenated period (the 89th day), the end of the jointing period (the 121st day) and the end of the milk ripening period (the 145th day). The prediction accuracy of wheat was over 96.44% at provincial level and over 89.41% at municipal level during three-time points. The forecast accuracy of Qingdao City was the highest, with an average of 99.07%, and that of Jining City

收稿日期: 2019-10-25 修回日期: 2019-12-07
基金项目: 国家重点研发计划项目(2019YFA0606900)
作者简介: 郭锐(1997—),女,博士生,主要从事遥感应用研究,E-mail: grbnu@mail.bnu.edu.cn
通信作者: 朱秀芳(1982—),女,副教授,博士,主要从事遥感应用研究,E-mail: zhuxiufang@bnu.edu.cn

was the lowest, with an average of 89.81%. The yield estimation model had a high applicability to the estimation of crop yield at municipal and provincial levels, which can realize the constantly yield prediction. The method of monitoring and forecasting yield was conducive to timely understanding the growth condition and changes of winter wheat, and it had a certain reference value for the government departments to make scientific and effective agricultural production decisions.

Key words: winter wheat; Shandong Province; yield estimation; enhanced vegetation index; crop water stress index

0 引言

遥感农业监测具有观测范围大、时间分辨率高、数据客观可靠的优点,比工作量大、成本高、效率低的传统估产方式节省了时间和成本,为农作物估产提供了科学有效的手段^[1-2]。

利用遥感进行作物产量估算的方法主要包括:遥感统计估产模型、干物质-产量模型和作物模型模拟。遥感统计估产模型通过建立遥感变量与产量之间的关系表达式来进行产量估算^[3-5];干物质-产量模型先基于遥感数据估算作物的地上生物量,再通过收获指数转换成作物的经济产量^[6-7];遥感作物模型模拟是将遥感数据作为模型校正的数据源之一,对作物模型进行参数本地化后,在气象、土壤、作物种植信息等数据的驱动下进行作物生长模拟和产量的估算^[8-10]。3 种方法中第 1 种方法最简单,对数据的要求最低,后两种方法机理性更强,要求大量输入数据,操作更复杂。

在遥感统计估产模型中,使用最多的输入变量是植被指数。植被指数可以反映植被的生产力和健康状况,研究表明,植被指数与作物产量之间高度相关^[11-12]。以往研究中用到的植被指数包括归一化植被指数 (NDVI)^[13-15]、增强型植被指数 (EVI)^[16]、叶面积指数 (LAI)^[17]、垂直植被指数 (PVI)^[18]、植被条件指数 (VCI)^[19]、光合有效辐射

(APAR)^[20]等。尽管利用植被构建遥感估产模型取得了成功,但也存在一些问题,比如 NDVI 在植被高覆盖区容易饱和,对灾害(如干旱、病虫害)的响应滞后,不能很好地反映农业管理和科技进步带来的产量增加趋势^[21]。

另外,随着遥感数据产品的进一步丰富,发布了大量环境变量遥感产品(如温度、土壤湿度、降水量和蒸散发量),有研究开始综合使用环境变量和植被指数遥感产品建立统计估产模型。例如,PRASAD 等^[22]利用 NDVI、VCI 和条件温度指数 (TCI) 等遥感数据对植被的健康状况和土壤生产力进行评估,并构建了作物估产模型。DABROWSKA-ZIELINSKA 等^[23]利用早春和初夏两个时期的 VCI 和 TCI 进行波兰作物生长状况的评估与作物产量的估计。上述研究都表明,加入环境变量对作物估产具有积极作用。

本文以山东省冬小麦为例,综合使用技术产量、植被指数和环境变量构建统计估产模型,同时在监测模式和预报模式下进行模型的应用和验证,以期 为冬小麦实时产量预报提供方法参考。

1 研究区及数据获取

1.1 研究区概况

研究区域为山东省(图 1),属暖温带季风气候,气候条件稳定,冬季寒冷干燥,夏季高温多雨,光照

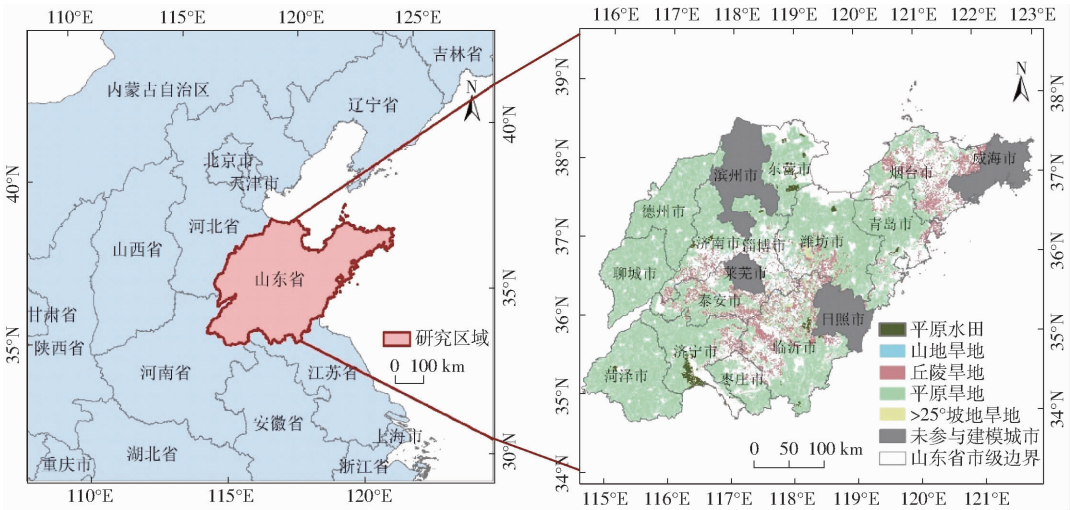


图 1 研究区域图
Fig. 1 Study area map

资源丰富,适合农业种植,主要的种植作物有冬小麦、棉花、玉米。山东省的小麦种植面积常年保持在20万hm²,小麦总产量约占全国小麦产量的18%,是我国仅次于河南省的小麦生产省。干旱是影响山东省冬小麦产量的一大因素,但随着种植方法与灌溉技术的不断进步,山东省冬小麦抵抗干旱、病虫害等灾害的能力逐渐增强,整体小麦产量呈现稳中有升的趋势。

1.2 数据获取与预处理

本文使用的遥感数据为500 m分辨率地表反射率(Surface reflectance)8 d合成产品MOD09A1和500 m分辨率全球陆地蒸发蒸腾(Global terrestrial evapotranspiration)8 d合成产品MOD16A2,均下载自LAADS DAAC(<https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/>),取水平第27景、垂直第5景数据,位于102.2°~128.8°E、29.3°~40.0°N之间,得到包括河南、山东等省份在内的影像。数据时间为2007—2017年,时间间隔为8 d/景,共计308幅影像。

MOD09A1产品提供了MODIS传感器500 m分辨率1~7波段表面反射率8 d合成的数据产品,投影为正弦曲线投影,数据集中的每个像素包含了8 d内尽可能准确的观测值。由于MODIS数据产品中未包含500 m分辨率的8 d合成EVI数据,为了统一遥感数据的时间与空间分辨率,本文基于MOD09A1数据计算得到研究中所使用的500 m分辨率的8 d合成增强型植被指数(EVI)数据。

MOD16A2产品数据集中包含了实际蒸腾和潜在蒸腾,ET和PET表示500 m分辨率8 d内单位面积通过蒸腾散失水分(0.012 5 kg/(m²·d))的总和。其中ET表示不同植被覆盖度条件下植被区域和非植被区域的加权平均蒸腾量;PET表示在假设水分供应不受限制的情况下,某一固定下垫面可能达到的最大蒸腾量。

使用的非遥感数据包括中国多时期土地利用土地覆被遥感监测数据集(CNLUCC)^[24]、山东省矢量边界数据、山东省作物物候观测数据和山东省历史产量统计数据等。使用的耕地掩膜数据由中国多时期土地利用土地覆被遥感监测数据集(CNLUCC)中一级类型为耕地的像元(一级类型编号为1)提取并二值化后获得。数据的预处理主要包括遥感影像的投影转换、数据裁剪、像元筛选等。

2 研究方案与方法

2.1 研究方案

本文的研究方案包括:①计算增强型植被指数(EVI)和作物水分胁迫指数(CWSI)。利用山东省

2007—2017年冬小麦生育期内的MODIS传感器地表反射率产品(MOD09A1)计算各县区平均累计增强型植被指数(EVI),利用同时期蒸腾散发产品(MOD16A2)计算各县区平均累计水分胁迫指数(CWSI)。②确定技术产量因子。技术产量反映了该地区的平均农业生产技术水平以及抗灾能力。结合山东省2007—2017年县级历史产量统计数据,利用时间序列趋势方法计算技术产量。③建立估产模型。使用最小二乘线性回归法分别进行山东省省级尺度和省级尺度的冬小麦产量预测模型的构建。④模型的应用及精度验证。分别在监测模式和预报模式下进行估产模型的应用及精度验证。技术路线见图2。

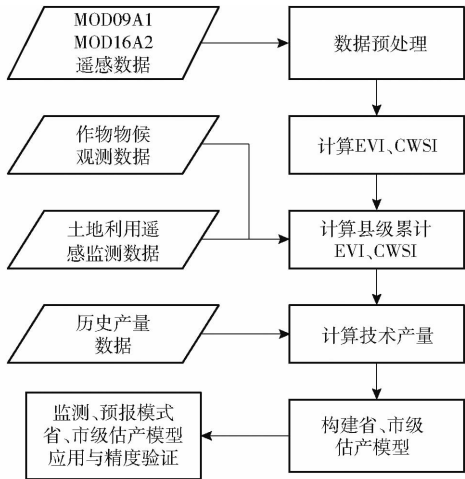


图2 技术路线图

Fig. 2 Technical flowchart

2.2 平均累计指数计算

2.2.1 平均作物水分胁迫指数(CWSI)

作物水分胁迫指数(CWSI)由500 m分辨率全球陆地蒸发蒸腾8 d合成产品MOD16A2计算得到。作物水分胁迫指数可以反映植被不同生长状况下蒸腾量的变化和生长环境的干旱程度^[25],计算式为

$$CWSI = 1 - \frac{ET}{PET} \quad (1)$$

式中 CWSI——作物水分胁迫指数

ET——实际蒸腾量

PET——潜在蒸腾量

县级平均CWSI具体计算过程如下:首先,利用耕地掩膜数据对CWSI数据进行掩膜处理,得到山东省耕地范围内的CWSI数据。之后,利用山东省县级行政边界矢量数据,分别提取每个县区对应的共计11年、每年14期的所有耕地像元的CWSI平均值,将求得的平均值作为该县区该年该期的胁迫指数。最后,统计县级生育期内的累计平均胁迫指数,对缺失3期及3期以下的数据(缺失期数不超过

总期数的 20%) 使用该县区其他年份的多年平均值作为替代, 构成完整的生育期胁迫指数数据; 对于缺失 3 期及 3 期以上的数据(缺失期数超过总期数的 20%) , 则判定该地区该年的数据缺失过多, 舍弃该年的数据, 不参与后续的估产建模。最后求得共 135 个县区、每个县区共 11 年(除数据缺失年份) 的生育期内的累计平均胁迫指数。

2.2.2 平均增强型植被指数(EVI)

之前有研究对比了 NDVI、LAI、EVI、GPP(总初级生产力) 和 LST(地表温度) 等变量对作物产量估计的影响, 指出 EVI 在多种作物估产的应用中效果最优^[11]。因此, 本研究中利用 500 m 分辨率表面反射率 8 d 合成的数据产品(MOD09A1) 进行了 EVI 的计算^[26], 计算式为

$$EVI = G \frac{\rho_{NIR} - \rho_{RED}}{\rho_{NIR} + C_1 \rho_{RED} - C_2 \rho_{BLUE} + L} \tag{2}$$

式中 EVI——增强型植被指数

ρ_{RED} ——红波段反射率

G——增益参数, 取 2.5

ρ_{NIR} ——近红外波段反射率

ρ_{BLUE} ——蓝波段反射率

L——增益参数, 取 1

C_1 ——大气修正红光校正参数, 取 6.0

C_2 ——大气修正蓝光校正参数, 取 7.5

然后使用 TIMESAT 软件对 EVI 时间序列进行平滑, 去除图像噪声^[27-28], 计算县级平均 EVI 和生育期内的累计平均 EVI。其计算过程同 2.2.1 节中县级累计平均 CWSI 的计算过程。

2.3 技术产量计算

技术产量代表研究区域长期的社会生产力发展水平所决定的产量分量。本文使用时间序列趋势分析的算法求取技术产量^[29]。该方法将整个时间序列内的历史产量, 在某个与滑动步长时间内进行线性拟合, 形成一条线性函数的直线。随着滑动直线不断向后移动, 不断生成新的拟合直线。在直线滑动完成后, 各时间点上均对应应有大于或等于 1 个直线的模拟值, 再对各时间点上的模拟值求平均值, 即得到技术产量。这种模拟方法既不损失样本序列的年数, 也避免了主观假定长时间序列产量变化的曲线类型, 是一种较为实用的趋势模拟方法。

2.4 估产模型构建

以 2017 年之前县级数据作为建模样本输入, 基于最小二乘法的多元线性回归方法分别建立了省级和市级估产模型。省级尺度上的估产可以反映山东省整体的农作物生产力, 对于大范围监测冬小麦长势与实时估算小麦产量有一定的理论意义。市级估

产可以反映不同市域范围内由于农作物生产技术、气候和土壤条件所导致的产量差异, 对于各市政府针对性地进行科学生产管理与农业政策制定有积极的作用。

对于山东省市级冬小麦单产估产模型, 去除了样本点低于 50 个的城市(威海市、日照市、莱芜市) 以及遥感数据有严重缺失的城市(滨州市), 最终保留了共 13 个城市的样本数据, 完成山东省市级小麦单产估产建模, 得到 13 个市级线性回归方程。

对于山东省省级冬小麦单产估产模型, 首先对全省所有县区的数据样本进行筛选, 去除数据缺失和存在异常值的样本点, 最终保留 736 个样本, 完成山东省省级小麦单产估产建模, 得到 1 个省级线性回归方程。

2.5 模型应用与精度验证

以 2017 年山东省小麦产量数据为验证样本, 采用监测和预报两种模式进行估产模型的应用与验证。监测模式面向生长季结束后的最终产量估算, 需在小麦生长季结束后获得全生长季完整的遥感数据后才能进行; 而预报模式是在小麦生长季节开始后进行实时的产量预测。

对于监测模式, 首先对各市和全省范围内所包含的县所对应的 2017 年县级累计平均 EVI、县级累计平均 CWSI 和技术产量数据分别求取市级和省级的平均值, 以 2017 年的生长季内(第 65 天到第 169 天) 市级累计平均 EVI、市级累计平均 CWSI 和估算的 2017 年的各市的技术产量数据为输入, 分别代入对应的市级估产模型中进行各市的冬小麦单产估算, 将省级累计平均 EVI、累计平均 CWSI 和技术产量代入省级估产模型进行全省的冬小麦的单产估算。

预报模式在小麦生长季节开始时就进行预测。然而在生长季初期, 模型所需的整个生长季的累计平均 EVI 和 CWSI 是未知的。为此, 对于未知时间段的 EVI 和 CWSI 采用多年平均值进行代替。例如, 生长季一开始(第 65 天) 就进行产量监测时, 第 65 天的 EVI 和 CWSI 用 2017 年的实测数据, 而后的第 73 天到第 165 天用历史平均值替代, 最终得到完整的生长季的累计平均 EVI 和 CWSI。随着季节的推进, 当前生长季越来越多的观测值被纳入模型, 预报模型的结果会越来越接近监测模式的结果。本文在生长季中选取 3 个时间点进行预报模式下的模型应用, 分别是返青期结束(第 89 天)、拔节期结束(第 121 天) 和乳熟期结束(第 145 天) 时。预报模式下市级与省级模型的应用方法同监测模式所述过程。

本文中估产精度评价的指标包括绝对误差(Absolute error, AE) 和绝对相对精度(Absolute

relative accuracy,ARA),计算式为

$$Y_{AE} = |Y_e - Y_a| \tag{3}$$

$$Y_{ARA} = \left(1 - \frac{|Y_e - Y_a|}{Y_a}\right) \times 100\% \tag{4}$$

式中 Y_e ——山东省 2017 年冬小麦模型估计产量
 Y_a ——山东省 2017 年冬小麦统计数据的真实产量

3 结果与分析

3.1 自变量与小麦产量的相关性分析

对 2007—2017 年县级小麦产量数据分别与其对应县区生育期内的技术产量、累计平均 EVI、累计平均 CWSI 进行相关性分析,结果如表 1 所示。

各市小麦产量和技术产量因子之间的相关性最高,相关系数均不小于 0.974,显著性概率均高于 0.01 水平;其次与产量相关度较高的是累计平均 EVI,相关系数均在 0.522~0.867 之间,也在 0.01 水平显著;累计平均 CWSI 与产量的相关系数在 0.370~0.650 之间,大部分通过 0.01 水平的显著性检验。

对全省小麦产量数据与全省范围内的生育期内的各指数也进行相关性分析。其中与产量相关性最高的同样是技术产量,相关系数高达 0.993,在 0.01 水平显著;累计平均 EVI 与产量的相关性达到了 0.780,在 0.01 水平显著;累计平均 CWSI 与产量的相关性相对较低,为 0.388,在 0.05 水平显著。

由表 1 可以看出,技术产量、累计平均 EVI、累计平均 CWSI 与实际产量都有良好的相关性,均可

表 1 小麦产量与技术产量、累计平均 EVI、
累计平均 CWSI 的相关系数

Tab.1 Correlation coefficients between wheat yield and trend yield, cumulative EVI and cumulative CWSI

市/省	技术产量 Y_t	累计平均 EVI	累计平均 CWSI
济南	0.980 **	0.628 **	0.487 **
青岛	0.993 **	0.777 **	0.416 *
淄博	0.990 **	0.867 **	0.447 **
枣庄	0.994 **	0.620 **	0.502 **
东营	0.984 **	0.685 **	0.403 *
德州	0.984 **	0.649 **	0.474 **
临沂	0.996 **	0.803 **	0.650 **
菏泽	0.974 **	0.646 **	0.370 *
聊城	0.986 **	0.522 **	0.488 **
潍坊	0.988 **	0.594 **	0.472 **
济宁	0.982 **	0.550 **	0.412 **
泰安	0.994 **	0.618 **	0.401 *
烟台	0.982 **	0.747 **	0.457 **
山东	0.993 **	0.780 **	0.388 *

注:**表示差异极显著($P < 0.01$),*表示差异显著($P < 0.05$)。

作为对冬小麦单产估计进行建模的因子。

3.2 小麦估产模型

以各县技术产量 Y_t 、累计平均 EVI 和累计平均 CWSI 为自变量,以相应县的实际历史产量为因变量,基于最小二乘多元线性回归法建立了 2007—2017 年山东省 13 个市和 1 个全省的产量估算模型,如表 2 所示。估产模型的 R^2 均不小于 0.962 并且在 0.01 水平显著。其中,泰安市小麦单产估算模型 R^2 最高(0.990),济南市小麦单产估算模型 R^2 最低(0.962),全省小麦产量估算模型 R^2 为 0.985。

表 2 冬小麦估产模型

Tab.2 Winter wheat yield estimation model

市/省	估产模型	决定系数 R^2
济南	$y = 1.046Y_t - 221.394CWSI - 3513.991EVI - 10295.547$	0.962
青岛	$y = 1.009Y_t + 511.112CWSI - 531.436EVI - 8772.652$	0.986
淄博	$y = 0.905Y_t + 23411.75CWSI + 28351.094EVI - 315276.246$	0.984
枣庄	$y = 0.968Y_t + 10691.585CWSI + 9426.462EVI - 133813.622$	0.990
东营	$y = 0.947Y_t + 2908.79CWSI + 2919.410EVI - 8832.022$	0.969
德州	$y = 0.932Y_t + 100.043CWSI + 440.955EVI + 47139.345$	0.966
临沂	$y = 0.965Y_t + 3.443CWSI + 1884.297EVI + 13375.291$	0.976
菏泽	$y = 0.953Y_t + 10539.373CWSI + 4657.775EVI - 140442.102$	0.980
聊城	$y = 0.969Y_t - 8.826CWSI + 2658.184EVI + 6918.686$	0.973
潍坊	$y = 0.955Y_t + 49.355CWSI + 2656.734EVI + 18004.625$	0.977
济宁	$y = 0.896Y_t + 638.062CWSI + 2355.158EVI + 50524.213$	0.965
泰安	$y = 0.967Y_t + 4693.667CWSI + 2476.065EVI - 38974.152$	0.995
烟台	$y = 0.959Y_t - 81.104CWSI + 226.509EVI + 23553.842$	0.982
山东	$y = 0.991Y_t + 47.765CWSI + 182.161EVI + 4444.829$	0.985

3.3 小麦估产模型的应用与评价

对山东省各个城市和全省的产量估算模型分别

在监测模式和预测模式下进行应用,单产估算结果如表 3 所示,精度验证结果如表 4 所示。

监测模式下精度验证结果表明,所构建的模型在市级和省级作物单产估测中都很可靠。全省范围内的估产精度为 96.91%。各市的估测精度均不小于 89.64%,其中模型精度最高为菏泽市,高达 99.31%,估产精度最低为济宁市,为 89.64%。

预报模式下的精度验证结果表明,在大多数地

区,随着生育期内时间的推进,现势遥感数据不断加入模型,预报模式下估产模型的精度逐步提高,越来越逼近监测模式下模型的估产结果。全省 3 个时间点的预报精度分别达到了 96.44%、97.13%、96.91%。各市中,青岛市预报精度最高,3 个时间点的预报精度均达到了 99% 以上。

表 3 2017 年山东省小麦产量监测和预报结果

Tab.3 Monitoring and forecasting results of wheat yield of Shandong Province in 2017						kg/hm ²
市/省	实际产量	监测模式	预报模式估算产量			
		估算产量	返青期	拔节期	抽穗乳熟期	
济南	573 600	584 081.39	599 760.57	589 008.55	588 802.38	
青岛	555 400	550 351.28	550 207.26	550 248.13	550 273.81	
淄博	669 900	622 008.56	619 359.46	620 381.92	569 716.32	
枣庄	609 700	570 112.35	568 699.10	568 882.91	569 125.96	
东营	590 300	597 240.08	596 974.33	597 240.08	597 254.48	
德州	672 600	718 331.78	718 232.95	716 481.33	716 501.34	
临沂	588 900	598 954.17	597 494.08	603 198.76	603 240.90	
菏泽	608 600	612 803.61	616 189.43	615 637.69	615 043.27	
聊城	636 600	686 244.73	686 074.30	686 421.72	686 299.78	
潍坊	590 600	618 949.74	618 838.47	623 863.06	624 881.43	
济宁	623 000	687 551.05	687 271.15	688 988.88	683 269.36	
泰安	686 700	736 243.27	736 223.58	736 134.37	736 361.93	
烟台	483 600	515 946.67	525 502.25	520 717.25	504 693.23	
山东	611 000	629 889.95	632 734.73	628 506.71	629 889.44	

表 4 模型精度验证结果

Tab.4 Model accuracy verification results								
市/省	监测模式精度		预报模式精度					
	绝对误差/ (kg·hm ⁻²)	绝对相对 精度/%	返青期		拔节期		抽穗乳熟期	
			绝对误差/ (kg·hm ⁻²)	绝对相对 精度/%	绝对误差/ (kg·hm ⁻²)	绝对相对 精度/%	绝对误差/ (kg·hm ⁻²)	绝对相对 精度/%
济南	10 481.39	98.17	26 160.57	95.44	15 408.55	97.31	15 202.38	97.35
青岛	5 048.72	99.09	5 192.743	99.07	5 151.87	99.07	5 126.193	99.08
淄博	47 891.44	92.85	50 540.54	92.46	49 518.08	92.61	100 183.7	85.05
枣庄	39 587.65	93.51	41 000.90	93.28	40 817.09	93.31	40 574.04	93.35
东营	6 940.08	98.82	6 674.33	98.87	6 940.08	98.82	6 954.48	98.82
德州	45 731.78	93.20	45 632.95	93.22	43 881.33	93.48	43 901.34	93.47
临沂	10 054.17	98.29	8 594.08	98.54	14 298.76	97.57	14 340.90	97.56
菏泽	4 203.61	99.31	7 589.43	98.75	7 037.69	98.84	6 443.27	98.94
聊城	49 644.73	92.20	49 474.30	92.23	49 821.72	92.17	49 699.78	92.19
潍坊	28 349.75	95.20	28 238.47	95.22	33 263.06	94.37	34 281.43	94.19
济宁	64 551.05	89.64	64 271.16	89.68	65 988.88	89.41	60 269.36	90.33
泰安	49 543.27	92.78	49 523.58	92.78	49 434.37	92.80	49 661.93	92.77
烟台	32 346.67	93.31	41 902.25	91.34	37 117.25	92.32	21 093.23	95.64
山东	18 889.95	96.91	21 734.73	96.44	17 506.70	97.13	18 889.43	96.91

4 讨论

针对小麦的生长特点和研究区域特点,结合历史产量数据和遥感数据,对山东省小麦产量进行建模,并进行了监测模式和预报模式下的应用和验证。该模型在农业遥感产量估算中有一定的参考价值。分析本文对产量预测建模的方法和结果,可能会对建模结果产生影响的因素有:

- (1)采用累计平均 EVI 和累计平均水分胁迫指数反映环境因素对冬小麦产量的影响,但在实际生产过程中,小麦产量会受到多种环境因素的影响,以及各种人为因素造成的产量波动。而这部分影响因素在本文的模型中难以用遥感数据表达和预测。
- (2)使用特定的作物掩膜可以改善作物估产模型的精度^[30],但由于特定作物的空间分布每年均变化,获取时间序列内每年特定作物的掩膜数据工作

量大,且存在分类误差,每年的误差和分布也会不同,作物分布图的误差也会传递到后续的模型中。耕地掩膜相对于冬小麦掩膜更容易获取。此外,有研究指出使用耕地掩膜替代特定作物的掩膜是可行的^[1]。综上考虑,本文对冬小麦像元筛选时,使用耕地掩膜,可能导致作物的特异性被忽略,参与运算的像元中混杂了其他作物或裸地的信息,从而影响估产模型的精度。

(3)本文技术产量是对估产模型精度具有重要影响的变量。在估算技术产量的过程中,所使用的时间序列长度和计算方法是影响技术产量估算精度的两个重要因素。只使用了近10年的冬小麦历史产量数据进行技术产量的估算。长时间序列的历史产量有助于提高技术产量的精度,但在县、村级精细规模上,长时间序列的历史产量数据获取困难。

(4)由于云雨等不良天气的影响,部分地区的数据存在缺失值。在计算县级平均EVI和CWSI的过程中,仅选取了在同期数据中EVI、CWSI均无缺失情况的像元参与平均计算,减少了参与建模的像元数量。若采取插值方法对缺失像元进行插补,可以得到全覆盖的数据集,同时插值的误差也会传递到估产模型中,通过插值得到全覆盖的数据是否可以提高建模精度还需进一步讨论。

(5)仅针对山东省范围内数据进行模型的构建

与应用,在预报模式中选取了山东省冬小麦生育期的3个时间节点进行产量预报,并认为在全省范围内冬小麦的生育期节点均一致。若有更详细的,如分县的生育期数据,则可按照各县具体的生育期时间阶段进行模型输入变量的计算。

5 结论

(1)技术产量、EVI和CWSI与冬小麦产量具有显著相关性,可以作为冬小麦估产建模的因子。结果表明,技术产量与冬小麦实际产量的相关性最高,在估产模型中为主要影响因子,体现了研究区域的客观种植条件和农作物生产水平;累计平均EVI与冬小麦实际产量的相关性次之,主要表现了作物的实际生长状况;累计平均CWSI与冬小麦实际产量的相关性相对最低,主要体现了研究区域的气候条件、土壤水分和干旱灾害等情况。

(2)基于技术产量、EVI和CWSI建立的省级和市级估产模型的 R^2 均不小于0.962。监测模式的验证结果表明,本研究所构建的模型对市级和省级作物单产的估测都有较高的适用性,采用技术产量与遥感数据结合的模式可以实现高精度估产;预报模式验证结果表明,采用现势数据和历史数据结合的方式可实现冬小麦实时产量预报。本研究可以为作物生长状况监测提供参考依据。

参 考 文 献

- [1] ATZBERGER C. Advances in remote sensing of agriculture: context description, existing operational monitoring systems and major information needs [J]. Remote Sensing, 2013, 5(2): 949–981.
- [2] MOSLEH M K, HASSAN Q K, CHOWDHURY E H. Application of remote sensors in mapping rice area and forecasting its production: a review [J]. Sensors, 2015, 15(1): 769–791.
- [3] KANKE Y, TUBANA B, DALEN M, et al. Evaluation of red and red-edge reflectance-based vegetation indices for rice biomass and grain yield prediction models in paddy fields [J]. Precision Agriculture, 2016, 17(5): 507–530.
- [4] FIEUZAL R, SICRE C M, BAUP F. Estimation of corn yield using multi-temporal optical and radar satellite data and artificial neural networks [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2017, 57:14–23.
- [5] ABOELGHAR M, ALI A R, ARAFAT S. Spectral wheat yield prediction modeling using SPOT satellite imagery and leaf area index [J]. Arabian Journal of Geosciences, 2014, 7(2): 465–474.
- [6] BATTUDE M, AL BITAR A, MORIN D, et al. Estimating maize biomass and yield over large areas using high spatial and temporal resolution Sentinel-2 like remote sensing data [J]. Remote Sensing of Environment, 2016, 184:668–681.
- [7] HE M, KIMBALL J S, MANETA M P, et al. Regional crop gross primary productivity and yield estimation using fused LANDSAT–MODIS data [J]. Remote Sensing, 2018, 10(3):372.
- [8] HUANG J, MA H, SU W, et al. Jointly assimilating MODIS LAI and ET products into the SWAP model for winter wheat yield estimation [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2015, 8(8): 4060–4071.
- [9] HUANG J, SEDANO F, HUANG Y, 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.
- [10] 杜文勇, 何雄奎, SHAMAILA Z, 等. 冬小麦生物量和产量的 AquaCrop 模型预测[J]. 农业机械学报, 2011, 42(4): 174–178,183.
DU Wenyong, HE Xiongkui, SHAMAILA Z, et al. Yield and biomass prediction testing of AquaCrop model for winter wheat [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(4):174–178,183. (in Chinese)
- [11] JOHNSON D M. A comprehensive assessment of the correlations between field crop yields and commonly used MODIS products

- [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2016, 52:65 – 81.
- [12] BALA S K, ISLAM A S. Correlation between potato yield and MODIS-derived vegetation indices [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2009, 30(10): 2491 – 2507.
- [13] MORIONDO M, MASELLI F, BINDI M. A simple model of regional wheat yield based on NDVI data [J]. *European Journal of Agronomy*, 2007, 26(3): 266 – 274.
- [14] HUANG Q, ZHOU Q B, ZHANG L. An overview of crop growing condition monitoring in China agriculture remote sensing monitoring system [J]. *Proceedings of SPIE the International Society for Optical*, 2009, 7384:73840N – 73840N – 8.
- [15] 黄健熙, 罗倩, 刘晓暄, 等. 基于时间序列 MODIS NDVI 的冬小麦产量预测方法[J/OL]. *农业机械学报*, 2016, 47(2): 295 – 301.
- HUANG Jianxi, LUO Qian, LIU Xiaoxuan, et al. Winter wheat yield forecasting based on time series of MODIS NDVI [J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2016, 47(2): 295 – 301. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20160239&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.02.039. (in Chinese)
- [16] 钱永兰, 侯英雨, 延昊, 等. 基于遥感的国外作物长势监测与产量趋势估计[J]. *农业工程学报*, 2012, 28(13): 166 – 171.
- QIAN Yonglan, HOU Yingyu, YAN Hao, et al. Global crop growth condition monitoring and yield trend prediction with remote sensing[J]. *Transactions of the CSAE*, 2012, 28(13): 166 – 171. (in Chinese)
- [17] SUN L, GAO F, ANDERSON M C, et al. Daily mapping of 30 m LAI and NDVI for grape yield prediction in California vineyards [J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(4): 317.
- [18] WIEGAND C L, RICHARDSON A J, KANEMASU E T. Leaf area index estimates for wheat from LANDSAT and their implications for evapotranspiration and crop modeling [J]. *Agronomy Journal*, 1979, 71(2): 336 – 342.
- [19] DOMENIKIOTIS C, SPILIOTOPOULOS M, TSIROS E, et al. Early cotton yield assessment by the use of the NOAA/AVHRR derived Vegetation Condition Index (VCI) in Greece [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2004, 25(14): 2807 – 2819.
- [20] BASTIAANSSEN W G M, ALI S. A new crop yield forecasting model based on satellite measurements applied across the Indus Basin, Pakistan [J]. *Agriculture Ecosystems & Environment*, 2003, 94(3): 321 – 340.
- [21] WANG Q, ADIKU S, TENHUNEN J, et al. On the relationship of NDVI with leaf area index in a deciduous forest site [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 94(2): 244 – 255.
- [22] PRASAD A K, CHAI L, SINGH R P, et al. Crop yield estimation model for Iowa using remote sensing and surface parameters [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2006, 8(1): 26 – 33.
- [23] DABROWSKA-ZIELINSKA K, KOGAN F, CIOLKOSZ A, et al. Modelling of crop growth conditions and crop yield in Poland using AVHRR-based indices [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2002, 23(6): 1109 – 1123.
- [24] YAO F, TANG Y, WANG P, et al. Estimation of maize yield by using a process-based model and remote sensing data in the Northeast China Plain [J]. *Physics and Chemistry of the Earth*, 2015, 87 – 88: 142 – 152.
- [25] JACKSON R D, IDSO S B R J, REGINATO R J, et al. Canopy temperature as a crop water stress indicator [J]. *Water Resources Research*, 1981, 17(4): 1133 – 1138.
- [26] LIU H Q, HUETE A. A feedback based modification of the NDVI to minimize canopy background and atmospheric noise [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1995, 33(2): 457 – 465.
- [27] TAN B, MORISETTE J T, WOLFE R E, et al. An enhanced TIMESAT algorithm for estimating vegetation phenology metrics from MODIS data [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2011, 4(2): 361 – 371.
- [28] JONSSON P, EKLUNDH L. TIMESAT—a program for analyzing time-series of satellite sensor data [J]. *Comput. Geosci.*, 2004, 30(8): 833 – 845.
- [29] 温晓慧, 温桂清, 薛敏. 用直线滑动均值法做作物趋势产量预报 [J]. *黑龙江气象*, 1994(1): 19 – 20.
- [30] MASELLI F, REMBOLD F. Analysis of GAC NDVI data for cropland identification and yield forecasting in Mediterranean African countries [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2001, 67(5): 593 – 602.