

应用条件植被温度指数预测县域尺度小麦单产

王 蕾^{1,2} 王鹏新^{1,2} 李 俐^{1,2} 张树誉³ 白雪娇^{1,2} 解 毅^{1,2}

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 陕西省气象局,陕西 西安,710014

摘 要:选取关中平原 2008—2016 年的条件植被温度指数(vegetation temperature condition index, VTCD)遥感干旱监测结果,基于最优的干旱影响评估方法确定冬小麦各生育时期干旱对其单产的影响权重,构建县域尺度加权 VTCD 与小麦单产间的一元线性回归模型,并结合求和自回归移动平均模型(autoregressive integrated moving average, ARIMA)对各县(区)的冬小麦单产进行估测及向前一、二、三旬的预测。结果表明,基于改进的层次分析法与熵值法的最优组合赋权法对冬小麦各生育时期的权重确定较合理,以拔节期(0.489)最大,抽穗-灌浆期(0.427)次之,返青期(0.035)与乳熟期(0.049)较小;加权 VTCD 与小麦单产之间的相关性显著,单产估测精度较高;向前一、二、三旬的单产预测精度均较高,且以向前一旬的预测精度最高,有 76.9%的相对误差小于 2.0%,71.6%的均方根误差小于 75.0 kg/hm²。

关键词:条件植被温度指数;求和自回归移动平均模型;县域尺度;冬小麦单产;预测精度
中图分类号:P237 **文献标志码:**A

作物估产信息是国民经济宏观调控的重要信息。运用遥感进行作物产量估测及预测可以客观、及时地获取作物长势和产量信息,克服了传统统计数据获取时间滞后、人为因素大、数据不准确的缺点^[1-2],成为大范围作物估产中应用最为广泛的技术手段之一^[3]。利用遥感估产的方法主要有经验模型法、作物生长机理模型法及半经验半机理模型法等。经验模型法通过建立作物单产与植被指数或遥感反演参数之间的统计关系估产,涉及到的作物生长参数较少,简单易行,是一种简便的大范围作物单产估测和预测方法^[4]。作物生长机理模型的过程复杂,需要输入大量参数,目前主要结合数据同化技术进行作物估产^[5]。半经验半机理模型以光能利用效率模型应用最广泛,但存在一些关键参数难以定量模拟的问题^[6]。

农业干旱是造成农业减产的重要因素,且不同时期发生干旱造成的作物减产率不同。鉴于单独的主观赋权法与客观赋权法在确定权重中各有其局限性^[7],而基于主、客观赋权法的组合赋权法既能反映参与者的主观愿望,又能兼具客观赋权

法的客观公正^[8],故组合赋权法可以更准确地判断干旱在冬小麦不同生育时期对产量的影响程度,进而可以获得更适宜的干旱影响评估结果以及更精确的冬小麦单产估测与预测结果。目前,通过构建遥感干旱指数与作物单产之间的关系可初步实现农业旱灾对粮食安全影响的定量分析^[2]。近年来,基于植被指数等的空间分布特征而衍生出一些简单易用的遥感干旱监测指数^[9],其中,VTCD(vegetation temperature condition index)是集成植被指数与地表温度的一种干旱监测方法,适用于监测特定年内某一时期区域级的干旱程度^[10],可通过建立其与研究区域冬小麦单产之间的关系研究干旱与小麦单产之间的相关性以及进行冬小麦的单产估测及预测^[8, 11]。

目前的作物产量估测及预测主要在市域、省域乃至全国范围内开展^[12-13],在县域尺度上的产量预测研究相对较少。而县域是粮食安全的基本单元,全国 800 个粮食大县的粮食商品量占总商品量的 80%^[14],因此,对县域尺度的粮食产量进行估测和预测,有利于保障国家的粮食安全。由

于县域尺度农田的小麦品种、田间管理方式等的区域差异相对较小,因此,从县域尺度研究作物产量更具可操作性。本文以陕西省关中平原县域尺度的冬小麦为研究对象,分别应用主观赋权法中的改进的层次分析法,客观赋权法中的熵值法及主、客观组合赋权法中的最优组合赋权法确定冬小麦不同生育时期干旱的权重,根据加权 VTCI 与小麦单产之间的一元线性回归方程的决定系数(R^2)确定最优的干旱影响评估方法,并借此方法确定的估产模型及 ARIMA (autoregressive integrated moving average) 开展冬小麦单产的估测及预测研究。

1 数据与方法

1.1 研究区概况

关中平原位于陕西省中部,介于秦岭和渭北北山之间,面积约 3.4 万 km^2 ,地势西高东低,土壤肥沃,属大陆性季风气候,处于暖温带半湿润与半干旱气候的过渡地带,年平均气温为 $6\sim 13\text{ }^\circ\text{C}$,年平均降水量多在 $500\sim 700\text{ mm}$ 之间,是陕西省的农业基地,也是中国粮食主要生产地之一^[8]。由于该区域的降水量偏少,而且分布不均,难以满足农作物在整个生育期的水分需求,故该地区春旱和伏旱的发生频率较高^[15]。关中地区干旱发生的空间差异明显,气象干旱程度由西南向东北逐渐加剧,东北部和中北部地区是气象干旱最为严重的区域。近年来,农业干旱的受灾面积在波动中上升^[8],由干旱造成的冬小麦减产现象时有发生。

1.2 数据获取与处理

1.2.1 VTCI 监测数据的生成

VTCI 是基于遥感反演的归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)和地表温度(land surface temperature, LST)特征空间呈三角形区域分布的特点提出的,主要用于监测旱情情况,其定义为^[9, 16]:

$$V=\frac{L_{N_i\max}-L_{N_i}}{L_{N_i\max}-L_{N_i\min}}\tag{1}$$

其中,

$$L_{N_i\max}=a+bN_i\tag{2}$$

$$L_{N_i\min}=a'+b'N_i\tag{3}$$

N_i 为某一像素的 NDVI 值; L_{N_i} 为某一像素的 NDVI 值为 N_i 时的 LST; $L_{N_i\max}$ 和 $L_{N_i\min}$ 分别表示在研究区域内,当 NDVI 值为 N_i 时所有像素地表温度的最大值和最小值,并被称作热、冷边

界; a 、 b 、 a' 和 b' 为待定系数,由研究区域的 NDVI 和 LST 散点图近似获得。

应用 VTCI 进行干旱监测的关键在于冷、热边界的确定。本研究中热边界与冷边界分别采用最大值合成法与最大-最小值合成法确定^[16],其中,最大值合成法是指利用多年的同一旬 LST 或 NDVI 的最大值合成影像确定热边界,最大-最小值合成法是指通过对同一年份某旬的多景影像进行 LST 旬最大值合成,再对不同年份间的旬 LST 最大值合成影像进行 LST 的最小值合成,然后根据 LST 的最小值合成影像与 NDVI 的最大值合成影像的散点图确定冷边界。根据上述冷、热边界的确定方法与 VTCI 的定义(式(1)-(3)),得到研究区域 2014、2015 年每年 3 月下旬的 NDVI 与 LST 最大值合成影像的散点图及 VTCI 干旱监测结果(见图 1)。由散点图与 VTCI 干旱监测影像可知,2014 年 3 月下旬比 2015 年同期的干旱严重,且在空间分布上,关中平原东部比西部更易发生干旱。

与此类似的,采用关中平原 2003—2016 年每年 3 月至 5 月的 MODIS 的日地表温度(MYD11A1)和日地表反射率产品(MYD09GA)计算得到日 LST 和 NDVI 产品,应用最大值合成技术,分别生成旬 NDVI 和 LST 最大值合成产品,进而生成以旬为单位的 VTCI 时间序列数据。

依据地表覆盖产品 MCD12Q1 提供的 IGBP 分类方案,将农用地类型的提取结果近似作为冬小麦的种植区域,然后将研究区域的行政边界矢量图与冬小麦种植区的遥感影像叠加,获取关中平原各县(区)的小麦种植区分布图(见图 2)。应用窗口均值法统计关中平原各县(区)冬小麦的旬 VTCI 数据。将冬小麦返青后的主要生育期划分为:返青期(3 月上旬至 3 月中旬)、拔节期(3 月下旬至 4 月中旬)、抽穗-灌浆期(4 月下旬至 5 月上旬)、乳熟期(5 月中旬至 5 月下旬),取每个生育时期内多旬 VTCI 的均值作为该生育时期的 VTCI 值,由此计算出关中平原各县(区)每年的各生育时期 VTCI。

1.2.2 VTCI 预测数据的生成

ARIMA 模型是一种从序列自相关的角度揭示时间序列的发展规律的时间序列分析方法,其基本原理是通过单位根检验法等实现时间序列的平稳性检验,而后进行模型识别、参数估计及模型预测等。应用 ARIMA 模型进行干旱预测的基本过程为:首先采用多年旬时间尺度的 VTCI 时间序列数据确定模型参数,再应用所确定的参数对

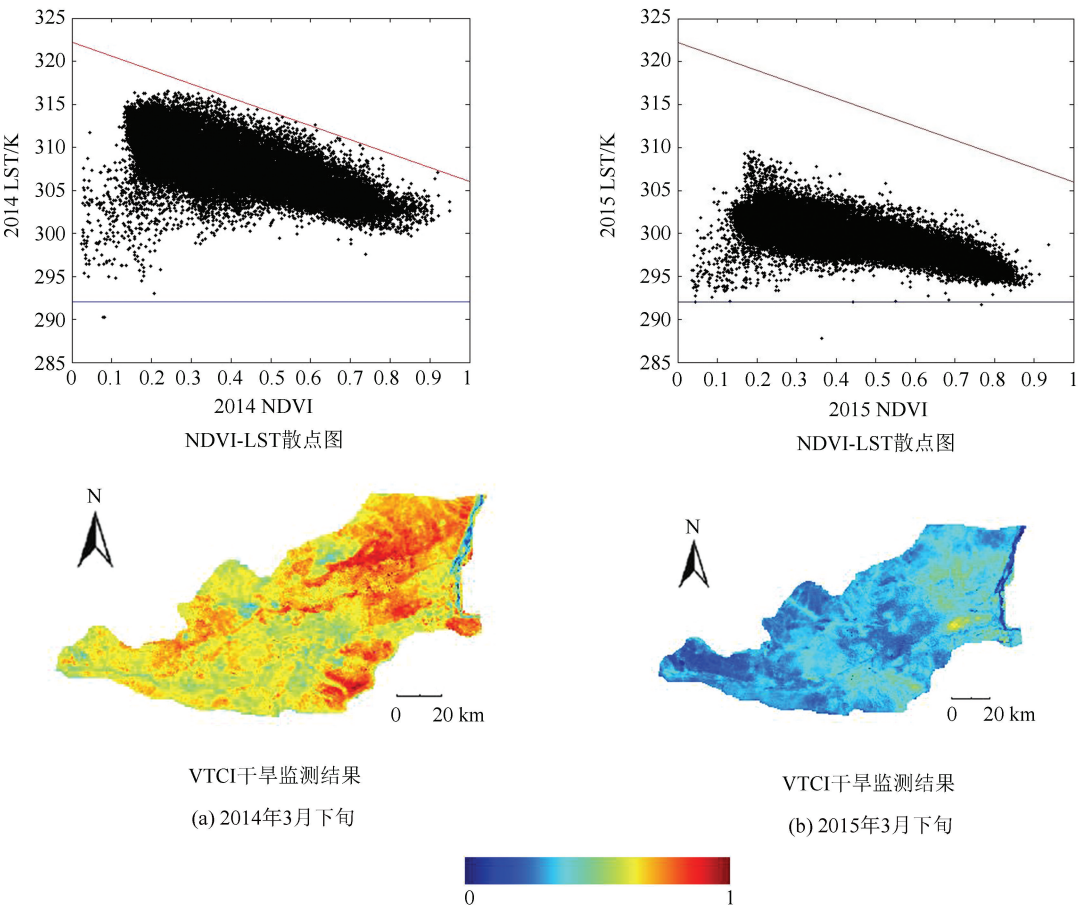


图 1 研究区域 NDVI-LST 的散点图与 VTCI 干旱监测结果
Fig.1 Scattered Plots of NDVI and LST and VTCI Images in the Study Area

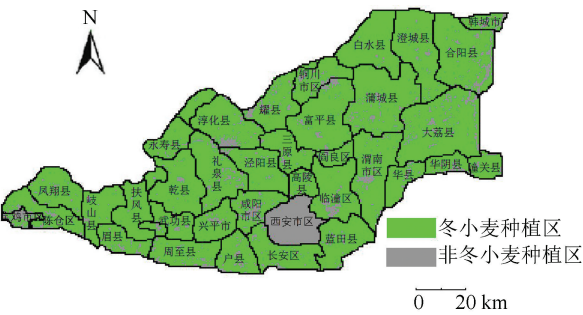


图 2 关中平原各县(区)冬小麦种植区分布图
Fig.2 Winter Wheat Growing Areas of Counties in the Guanzhong Plain

每年 5 月上旬至 5 月下旬的 VTCI 进行预测。例如,将 2003 年 3 月上旬至 2016 年 4 月下旬的 VTCI 监测结果作为建模数据,根据田苗等^[11]对 VTCI 时间序列的分析,运用 ARIMA 模型对关中平原所有像素未来的干旱状况进行预测,可逐像素计算出 2016 年 5 月上旬至 5 月下旬的 VTCI 预测结果。

1.2.3 产量数据的获取

关中平原各县(区)2008—2013 年的单产数

据均来源于其所在市(西安市、咸阳市、宝鸡市、渭南市)的统计年鉴。

1.3 干旱影响评估方法

1.3.1 改进的层次分析法

改进的层次分析法是一种系统分析的数学工具,通过构建比较矩阵、传递矩阵及拟优一致判断矩阵等确定权值^[17]。结合专家意见及冬小麦越冬后的各生育时期干旱对其生长的影响程度,建立比较矩阵 $B(b_{ij})$ ^[8]

$$B(b_{ij}) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 1 & 2 & 2 \\ 2 & 0 & 1 & 2 \\ 2 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

(4)

式中,0 表示第 i 个生育时期没有第 j 个生育时期重要;1 表示第 i 个生育时期与第 j 个生育时期同样重要;2 表示第 i 个生育时期比第 j 个生育时期重要。

在计算 4 个生育时期重要性系数($r_j = \sum_{i=1}^4 b_{ij}$)的基础上获得关中平原冬小麦主要生育期的判断矩阵 C_{ij} :

$$C_{ij} = \begin{cases} \frac{r_i - r_j}{r_{\max} - r_{\min}} \times (k - 1) + 1, & r_i \geq r_j \\ \left[\frac{|r_i - r_j|}{r_{\max} - r_{\min}} \times (k - 1) + 1 \right]^{-1}, & r_i < r_j \end{cases} \quad (5)$$

式中, $r_{\max} = \max\{r_j\}$, $r_{\min} = \min\{r_j\}$, $k = r_{\max}/r_{\min}$ 。根据 C_{ij} 计算传递矩阵和拟优一致判断矩阵,然后通过对拟优一致判断矩阵的归一化处理得到冬小麦各生育时期的权重。

1.3.2 熵值法

应用关中平原各县(区)2008—2016 年 4 个生育时期($j=1, 2, 3, 4$)的 VTCI 数据构建数据矩阵 $A(a_{ij})_{n \times 4}$ (n 为年份数),并计算各个生育时期的熵值 h_j 及差异性系数 g_j ^[8]:

$$h_j = -\frac{1}{\ln n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{a_{ij}}{\sum_{i=1}^n a_{ij}} \ln \frac{a_{ij}}{\sum_{i=1}^n a_{ij}} \right) \quad (6)$$

$$g_j = \frac{1 - h_j}{4 - \sum_{j=1}^4 h_j} \quad (7)$$

对差异性系数 g_j 做归一化处理得到第 j 个生育时期的权重为:

$$w_j = \frac{g_j}{\sum_{j=1}^4 g_j} \quad (0 < w_j < 1, \sum_{j=1}^4 w_j = 1) \quad (8)$$

1.3.3 最优组合赋权法

相对单一的主、客观赋权法、组合赋权法能够更为全面地反映数据提供的信息^[8, 18]。为寻找一组与主观权重和客观权重之间的总距离 R 最大的权重,设主观赋权法确定的权重为 $W^1 = (w_1^1, w_2^1, w_3^1, w_4^1)$,客观赋权法确定的权重为 $W^2 = (w_1^2, w_2^2, w_3^2, w_4^2)$,应用最优组合赋权法确定的组合权重为 $W = (w_1, w_2, w_3, w_4)$,构造优化模型^[8]:

$$\begin{cases} \max R = \sum_{k=1}^2 \left(1 - \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^4 (w_j - w_j^k)^2} \right) \\ \sum_{j=1}^4 w_j = 1 \end{cases} \quad (9)$$

利用该模型求解最优组合权重 W 。

1.4 冬小麦单产预测及精度评价

建立 3 种干旱影响评估方法得到的加权 VTCI(x)与小麦实际单产(y)之间的线性回归模型,根据加权 VTCI 与小麦单产之间的决定系数(R^2)确定最优的冬小麦单产估测模型,并基于此模型开展冬小麦的单产估测及预测研究。

应用每年 3 月上旬至 5 月下旬的 VTCI 监测

数据获取冬小麦的单产估测结果。应用 ARIMA 模型获取关中平原 2008—2016 年每年 5 月上旬至 5 月下旬的 VTCI 预测数据,由冬小麦单产估测模型、VTCI 的干旱监测及预测数据获取 2008—2016 年向前一、二、三旬的冬小麦单产预测结果。其中向前一旬的单产的预测过程为:利用 3 月上旬至 5 月中旬的 VTCI 监测数据及 5 月下旬的 VTCI 干旱预测数据,得到加权 VTCI,再利用产量回归模型得到冬小麦单产的预测结果;向前二旬的单产的预测过程为:利用 3 月上旬至 5 月上旬的 VTCI 监测数据及 5 月中旬和下旬的 VTCI 干旱预测数据,得到加权 VTCI,再利用产量回归模型得到冬小麦单产的预测结果;向前三旬的产量预测过程为:利用 3 月上旬至 4 月下旬的 VTCI 监测数据及 5 月上旬、中旬和下旬的 VTCI 干旱预测数据,得到加权 VTCI,再利用产量回归模型得到冬小麦单产的预测结果^[11]。

应用相对误差(relative error, RE)与均方根误差(root mean square error, RMSE)比较冬小麦单产预测结果与估测结果间的差异,并评价关中平原冬小麦单产预测的精度。

$$RE_e = \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - g_i|}{g_i} \quad (10)$$

$$RMSE_m = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(y_i - g_i)^2}{n}} \quad (11)$$

式中, RE_e 和 $RMSE_m$ 分别表示冬小麦单产预测的相对误差和均方根误差; y_i 表示第 i 个像素上的冬小麦预测单产; g_i 表示第 i 个像素上的冬小麦估测单产; n 表示某县(区)的像素总数。由式(10)-(11),可逐像素计算得到关中平原各县(区)冬小麦预测单产与估测单产之间的相对误差与均方根误差。

2 结果与分析

2.1 干旱影响评估模型的构建

依据 3 种干旱影响评估方法确定了冬小麦各生育时期的 VTCI 权重(见表 1),结果表明,熵值法确定的冬小麦各生育时期的权重结果较接近,不能反映不同生育时期的干旱对冬小麦单产造成的影响程度;改进的层次分析法与最优组合赋权法确定的权重均以拔节期最大,抽穗-灌浆期其次,返青期和乳熟期较小,这与实际情况较符合,说明改进的层次分析法及最优组合赋权法对冬小麦各生育时期的相对重要性分析较准确。基于 3 种赋权方法的权重结果,计算关中平原各县(区)

冬小麦 2008—2013 年的主要生育期 VTCI,即加权 VTCI,进而得到不同赋权方法下的各县(区)的加权 VTCI 与小麦单产间的线性回归模型(见表 1)。结果表明,3 种赋权方法得到的加权 VTCI 与小麦单产间的相关性均达到极显著水平($P<0.001$),且加权 VTCI 与小麦单产之间均呈现正相关,即随着 VTCI 值的增大,干旱程度的减轻,小麦产量呈现增长趋势;其中,基于熵值法的

加权 VTCI 与小麦单产之间的相关性最弱($R^2=0.286$),拟合方程的斜率较小,基于改进的层次分析法与最优组合赋权法的加权 VTCI 与小麦单产之间的相关性与斜率较接近,且明显高于熵值法,其中最优组合赋权法确定的冬小麦单产回归模型的决定系数(R^2)达到 0.399,估测精度优于改进的层次分析法($R^2=0.371$),故将其确定的单产回归模型用于关中平原冬小麦产量的估测及预测。

表 1 加权 VTCI 与小麦单产的线性回归模型

Tab.1 The Linear Regression Models of the Weighted VTCIs and Winter Wheat Yields

赋权方法	返青期	拔节期	抽穗-灌浆期	乳熟期	单产估测模型	决定系数 R^2	显著性检验
改进的层次分析法	0.055	0.564	0.263	0.118	$y=7\ 262.5x-146.7$	0.371	$P<0.001$
熵值法	0.247	0.251	0.251	0.251	$y=5\ 266.9x+1\ 160.1$	0.286	$P<0.001$
最优组合赋权法	0.035	0.489	0.427	0.049	$y=7\ 371.4x-237.6$	0.399	$P<0.001$

注: x 表示加权 VTCI; y 表示小麦单产($\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}$)。

2.2 单产估测结果与分析

借助最优组合赋权法确定的关中平原各县(区)的单产回归模型得到了关中平原 2008—2016 年的单产估测结果。其空间分布规律呈现出中部单产较高,东西部偏低,东部单产低于西部的特征,这与实际的单产分布情况较符合。从时间演变规律上看,9 年中,以 2010 年的单产最高,逐像素统计得到的关中平原 25 县的平均单产为 $5\ 013\ \text{kg}/\text{hm}^2$;2013 年关中平原因为旱情严峻而减产严重,25 县平均单产为 $3\ 629\ \text{kg}/\text{hm}^2$;2014 年相比 2013 年旱情减轻,25 县的平均单产为 $4\ 649\ \text{kg}/\text{hm}^2$;2015 年关中平原在冬小麦拔节期雨量充沛,能够满足冬小麦生育期内生长的水分需求,25 县的平均单产为 $4\ 876\ \text{kg}/\text{hm}^2$,相对 2014 年的约增产 4.9%;2016 年关中平原 3 月旱情严重,尤其 3 月下旬几乎整个关中平原均发生了重旱,对冬小麦的长势及产量形成产生了不利影响,25 县的平均单产为 $3\ 813\ \text{kg}/\text{hm}^2$,相对 2015 年有大幅减产,且减产幅度以东部最大,西部次之,中部最小。总体上,研究年份间冬小麦单产呈现波动中上升的年际变化规律,且西部的陈仓区等县(区)几年来的产量波动较大,这与冬小麦产量的实际时间变化特点一致,说明单产估测结果能反映真实的冬小麦单产空间分布特点和时间变化规律,估测精度较高。

为了进一步验证最优组合赋权法在小麦估产中的精度,基于 2008—2013 年的单产估测结果与冬小麦实际单产,应用线性回归分析的方法分析它们间的相关性(见图 3),可以看出,估测单产与实际单产呈现显著的正相关($P<0.001$),决定系数(R^2)为 0.36,说明基于最优组合赋权法的估产

模型的估产精度较高。

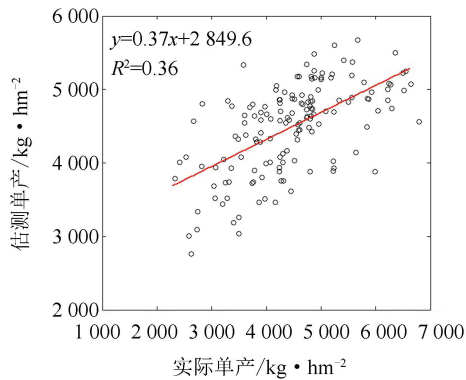


图 3 基于最优赋权法的估测与实际单产散点图

Fig.3 Scattered Plot of Actual Yields and Estimated Ones Based on the Best Weighting Method

2.3 单产预测结果与分析

基于 ARIMA 模型的 VTCI 干旱预测结果,对 2008—2016 年的关中平原的冬小麦单产进行向前一、二、三句的预测。结果表明,向前一、二、三句的单产预测结果与估测结果均较接近,预测产量的空间分布特征及时间演变规律与产量估测结果一致,表明单产的总体预测精度较高。逐像素统计得到关中平原各县(区)冬小麦 2008—2016 年的估测单产与预测单产之间的相对误差及均方根误差,以及误差在不同区间的分布情况(表 2),分析县域尺度冬小麦单产预测结果的精度。结果表明,基于 ARIMA 模型的产量预测结果中相对误差的最大值为 9.63%(蓝田县 2014 年向前三句的预测误差),最小值为 0.28%(武功县 2013 年向前一句的预测误差)。其中,向前一句的产量预测结果中 99.1%的相对误差在 5.0%以内,且有 76.9%的相对误差低于 2.0%,表明向前

一句的单产预测精度很高;向前二句和向前三句的预测精度相对向前一句有所降低。均方根误差统计结果的最大值为 446.3 kg/hm²(凤翔县 2014 年向前三句的预测误差),最小值为 14.2 kg/hm²(武功县 2013 年向前一句的预测误差)。其中,向前一、二、三句的预测结果中分别有 71.6%、35.6%、5.8%的均方根误差小于 75.0 kg/hm²,有 5.8%、24.0%、53.3%的均方根误差超过了 150.0 kg/hm²,预测精度随着预测步长的增加而降低。从整体看,关中平原各县(区)2008—2016 年向前一、二、三句的预测结果精度均较高,说明 VTCI 及 ARIMA 模型可用于县域尺度向前三句的冬小麦单产预测。

表 2 冬小麦单产预测的相对误差与均方根误差区间的分布

Tab.2 The Relative Errors and RMSEs Between the Estimated Wheat Yields and the Forecasted Ones				
指标	误差区间 /(kg·hm ⁻²)	向前一句 预测/%	向前二句 预测/%	向前三句 预测/%
相对误差	[0.00, 2.00]	76.9	52.9	24.4
	(2.00, 5.00]	2.2	43.6	53.8
	(5.00, 9.63]	0.9	3.6	21.8
均方根误差	[0.0, 75.0]	71.6	35.6	5.8
	(75.0, 150.0]	22.7	40.4	40.9
	(150.0, 225.0]	5.8	24.0	32.4
	(225.0, 446.3]	0.0	0.0	20.9

3 结 语

干旱影响评估方法中的熵值法仅仅利用冬小麦各生育时期的 VTCI 矩阵确定权重,未考虑冬小麦在不同生育时期的生长机理及对水分亏缺的忍耐力的不同,故其确定的各生育时期的权重结果(0.247~0.251)较为接近,与实际情况不符;改进的层次分析法利用农学先验知识确定了各生育时期的相对重要关系,通过计算得到了相对较为合理的权重结果;最优组合赋权法是一种综合了主、客观信息的方法,在反映决策者的主观意愿的同时,又考虑客观公正,故其确定的权重结果最为合理,其结果为:返青期 0.035、拔节期 0.489、抽穗-灌浆期 0.427、乳熟期 0.049,这一结论与水分在冬小麦不同生育时期的重要程度符合。最优组合赋权法确定的关中平原各县(区)2008—2013 年加权 VTCI 与小麦单产的相关性显著,决定系数达到 0.399,单产回归模型的精度较高。基于最优赋权方法的单产回归模型获取的冬小麦单产估测结果在研究年份间呈现波动中增长的时间演变

规律,以及中、西部单产高于东部的空间分布特点,这与实际情况均较一致。

基于最优组合赋权法确定的单产回归模型及 ARIMA 模型对 2008—2016 年的关中平原各县(区)冬小麦单产进行了向前一、二、三句的单产预测,预测结果与估测结果之间的平均相对误差为 2.45%,平均均方根误差为 114.9 kg/hm²,总体预测精度较高,且以向前一句最高,向前二句次之,向前三句最低。这是由于基于干旱预测模型的产量预测精度与干旱预测的精度密切相关,而相关的精度评价研究结果表明,ARIMA 模型对干旱的预测精度是随着步长的增加而降低的。这些结果说明应用加权的作物水分胁迫信息和 ARIMA 模型可实现县域尺度冬小麦单产的短期预测,这一结论可以为县域尺度冬小麦产量信息的提前获取提供参考。

通过确定冬小麦不同生育时期发生干旱对产量的影响程度可以较精确地估测小麦单产,然而,冬小麦产量的影响因素较多,除干旱因素外,冬小麦产量的形成还受到病虫害、冻害等多种非干旱因素的综合作用,今后可通过对冬小麦产量的各种影响要素进行全面考虑,得到更加科学、合理的产量估测结果;此外,本研究直接采用 MODIS 的土地覆盖产品的分类结果作为研究区域的冬小麦种植区,这与实际的冬小麦分布区存在差异,应在以后的工作中开发更加精确的提取小麦种植区的方法,进而提高估产模型的精度。

参 考 文 献

[1] Wang Xiaohong, Liu Yaolin, Du Xiao. Drought Monitoring Using Vegetation Leaf Water in China [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2007, 32(6): 498-500(王晓红,刘耀林,杜晓.基于 MODIS 图像的植被叶面水反演与农业干旱监测[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2007, 32(6):498-500)

[2] Li Wenjuan, Qin Zhihao, Lin Lu. Quantitative Analysis of Agro-Drought Impact on Food Security in China[J]. *Journal of Nature Disasters*, 2010, 19(3): 111-118(李文娟,覃志豪,林绿. 农业旱灾对国家粮食安全影响程度的定量分析[J]. 自然灾害学报, 2010, 19(3): 111-118)

[3] Doraiswamy P C, Sinclair T R, Hollinger S, et al. Application of MODIS Derived Parameters for Regional Crop Yield Assessment[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 97(2): 192-202

[4] Shanahan J F, Schepers J S, Francis D D, et al. Use of Remote-Sensing Imagery to Estimate Corn

- Grain Yield[J]. *Agronomy Journal*, 2001, 93: 583-589
- [5] De Wit A, Duveiller G, Defourny P. Estimating Regional Winter Wheat Yield with WOFOST Through the Assimilation of Green Area Index Retrieved from MODIS Observations[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2012, 164: 39-52
- [6] Zhao Chunjiang. Advances of Research and Application in Remote Sensing for Agriculture[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2014, 45(12): 277-293(赵春江. 农业遥感研究与应用进展[J]. 农业机械学报, 2014, 45(12): 277-293)
- [7] Hu Shiyuan, Li Deren, Liu Yaolin, et al. Determination and Integration of Subjective Weights and Objective Weights of Land Grading Factors[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2006, 31(8): 695-699(胡石元, 李德仁, 刘耀林, 等. 体现主客观信息的土地定级因素综合集成赋权法研究[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2006, 31(8): 695-699)
- [8] Li Yan, Wang Pengxin, Liu Junming, et al. Evaluation of Drought Monitoring Effects in the Main Growth and Development Stages of Winter Wheat Using Vegetation Temperature Condition Index III—Impact Evaluation of Drought on Wheat Yield[J]. *Agricultural Research in the Arid Areas*, 2014, 32(5): 218-222(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 III——干旱对冬小麦产量的影响评估[J]. 干旱地区农业研究, 2014, 32(5): 218-222)
- [9] Yang Xuebin, Qin Qiming, Yao Yunjun, et al. Comparison and Application of PDI and MPDI for Drought Monitoring in Inner Mongolia[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2011, 36(2): 195-198(杨学斌, 秦其明, 姚云军, 等. PDI与MPDI在内蒙古干旱监测中的应用和比较[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2011, 36(2): 195-198)
- [10] Wang Pengxin, Gong Jianya, Li Xiaowen. Vegetation Temperature Condition Index and Its Application for Drought Monitoring[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2001, 26(5): 412-418(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)
- [11] Tian Miao, Wang Pengxin, Zhang Shuyu, et al. Winter Wheat Yield Forecasting Based on Vegetation Temperature Condition Index[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2014, 45(2): 239-245(田苗, 王鹏新, 张树誉, 等. 基于条件植被温度指数的冬小麦产量预测[J]. 农业机械学报, 2014, 45(2): 239-245)
- [12] Huang J X, Ma H Y, 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: 4 060-4 071
- [13] Wu Bingfang. Operational Remote Sensing Methods for Agricultural Statistics[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2000, 55(1): 25-35(吴炳方. 全国农情监测与估产的运行化遥感方法[J]. 地理学报, 2000, 55(1): 25-35)
- [14] Wang Hongguang. Study on Food Security in China[M]. Beijing: China Agriculture Press, 2005(王宏广. 中国粮食安全研究[M]. 北京: 中国农业出版社, 2005)
- [15] Lei Zhiping, Liu Yin'ge, Li Lutang. The Analysis and Valuation of Drought Disaster to Agriculture in Shaanxi Province[J]. *Journal of Shaanxi Meteorology*, 2006(1): 27-30(雷治平, 刘引鸽, 李录堂. 陕西农业干旱灾害分析评估[J]. 陕西气象, 2006(1): 27-30)
- [16] 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): 5 133-5 144
- [17] Liu Hailong, Qian Haizhong, Wang Xiao, et al. Road Networks Global Matching Method Using Analytical Hierarchy Process[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2015, 40(5): 644-651(刘海龙, 钱海忠, 王骁, 等. 采用层次分析法的道路网整体匹配方法[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2015, 40(5): 644-651)
- [18] Xu Xinggang, Wang Jihua, Huang Wenjiang, et al. Estimation of Crop Yield Based on Weight Optimization Combination and Multi-Temporal Remote Sensing Data[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2009, 25(9): 137-142(徐新刚, 王纪华, 黄文江, 等. 基于权重最优组合和多时相遥感的作物估产[J]. 农业工程学报, 2009, 25(9): 137-142)

Wheat Yield Forecasting at County Scale Based on Time Series
Vegetation Temperature Condition Index

WANG Lei^{1, 2} WANG Pengxin^{1, 2} LI Li^{1, 2} ZHANG Shuyu³ BAI Xuejiao^{1, 2} XIE Yi^{1, 2}
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 Shaanxi Provincial Meteorological Bureau, Xi'an 710014, China

Abstract: Selecting the drought monitoring results of remotely sensed vegetation temperature condition index (VTCI) for winter wheat at the ten-day intervals from 2008 to 2016 in the Guanzhong Plain, the weights of drought impact on wheat yields at the 4 main growth stages were determined by applying the best weighting method. Linear regression analysis was employed to study the correlation between the weighted VTCIs and wheat yields of counties, and the yield prediction was carried out at 1-, 2- and 3-ten day intervals between 2008 and 2016 by using the monitored VTCIs and forecasted ones by the autoregressive integrated moving average models. The results show that the weights of drought impact on wheat yields at the turning green stage, the elongation stage, the heading-filling stage and the dough stage are 0.035, 0.489, 0.427 and 0.049 respectively based on the best combination weighting approach of the improved analytic hierarchy method and the entropy method. There is a significant correlation between the weighted VTCIs and the ground-measured yields published in the related statistical yearbooks, indicating the accuracy of the estimated yields is high. The forecasted yield accuracies are quite high and decreased with the increase of the forecasting intervals.

Key words: vegetation temperature condition index; autoregressive integrated moving average model; county scale; wheat yield; forecasting accuracy

First author: WANG Lei, PhD candidate, specializes in quantitative remote sensing and its application in drought forecasting. E-mail: lei-wangciee2015@cau.edu.cn

Corresponding author: WANG Pengxin, professor, PhD supervisor. E-mail: wangpx@cau.edu.cn

Foundation support: The National Natural Science Foundation of China, Nos. 41371390, 41811530303.

+++++

(上接第 1565 页)

anged, the canopy spectra was simulated under different leaf area index(LAI) and leaf spectra by 4-scale model, and the relationship between leaf reflectance and sunlit canopy reflectance was found. Finally, two lookuping tables were established based on LAI to achieve transformation from canopy spectra to leaf spectra. One is used to describe the relations between the probability of observed sunlit canopy and observed illuminating background. The other is for scattering factor calculation. The result indicates that leaf spectra can be well converted from canopy spectra using 4-scale model. The proposed method is very effective and useful.

Key words: hyperspectral remote sensing; PROSPECT model; 4-scale model; leaf area index(LAI)

First author: YU Ying, PhD, associate professor, specializes in quantitative remote sensing technique and carbon cycling model used in forest ecosystems. E-mail: yuying4458@163.com

Corresponding author: FAN Wenyi, PhD, professor. E-mail: fanwy@163.com

Foundation support: The National Natural Science Foundation of China, Nos. 31500518, 31500519.