

# 基于遥感数据和气象数据的水旱地冬小麦产量估测

冯美臣<sup>1</sup>, 肖璐洁<sup>1</sup>, 杨武德<sup>1\*</sup>, 丁光伟<sup>2</sup>

(1. 山西农业大学农学院, 太谷 030801; 2. Department of Chemistry, Northern State University, Aberdeen, SD 57401, USA)

**摘 要:** 研究利用遥感数据进行了运城地区冬小麦不同生育时期归一化差值植被指数和产量关系的研究, 利用气象数据和光谱数据构建了冬小麦光谱产量模型、气象产量模型以及光谱气象产量模型。结果表明: 运城地区水旱地冬小麦均以 5 月 8 日左右的 NDVI 值与产量相关性最好, 且达极显著水平, 因此该时期为建立冬小麦遥感估产模型的最佳时相。通过对冬小麦光谱产量模型、气象产量模型以及光谱气象产量模型预测效果进行的 F 检验, 表明各模型均达到极显著水平。与其他两种模型相比, 光谱气象产量模型的决定系数 ( $R^2$ ) 有明显的提高, 并且相对均方根误差 ( $R_{RMSE}$ ) 和相对误差 ( $RE$ ) 降低, 且降低幅度较大。说明光谱气象产量模型比气象产量模型和光谱产量模型有较好的预测效果。平均单产的遥感估产值略高于统计数据值, 旱地估产精度为 80.91%, 水地估产精度为 87.72%; 总产量的估算值略高于统计值, 旱地精度为 99.20%, 水地精度为 80.54%。因此, 利用遥感和气象数据建立模型进行单产和总产估测是可行的, 且精度更高。

**关键词:** 遥感, 冬小麦, 光谱, 气象数据, 产量, 模型

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2010.11.032

中图分类号: S127

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2010)-11-0183-06

冯美臣, 肖璐洁, 杨武德, 等. 基于遥感数据和气象数据的水旱地冬小麦产量估测[J]. 农业工程学报, 2010, 26(11): 183—188.

Feng Meichen, Xiao Lujie, Yang Wude, et al. Predicting grain yield of irrigation-land and dry-land winter wheat based on remote sensing data and meteorological data[J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(11): 183—188. (in Chinese with English abstract)

## 0 引 言

早期预测冬小麦产量有助于市场行情和价格政策的评估。同时, 早期作物产量的信息对于政府管理、决策和宏观调控是很重要的。传统的产量估测是采用人工区域调查方法, 速度慢、工作量大、成本高, 很难得到精确的小麦种植面积和产量。遥感技术和地理信息系统的引入, 为解决上述问题提供了有效手段。

遥感估产是指在收集分析农作物光谱特征的基础上, 通过卫星传感器记录的地球表面信息辨别作物类型、监测作物长势、建立光谱反射率与产量的统计关系式, 用于提前一到两个月预测作物总产量的一系列技术方法<sup>[1-7]</sup>。

在经验预测模型的基础上, 遥感技术已经广泛地应用于作物产量的早期估测<sup>[8]</sup>。多时相遥感数据也被用来进行作物(如水稻、小麦、高粱等)产量的模拟和预测<sup>[2,9-10]</sup>。

在作物的农学参数遥感提取中, 一般采用光谱植被指数(spectral vegetation index, SVI), 它是由卫星遥感多光谱数据经空间转换或不同波段间线性或非线性组合构成的对植被有一定指示意义的指标<sup>[11]</sup>。各种植被指数

已经被广泛地应用于作物产量的估测。而归一化差值植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI), 是最常用的一种植被指数, 在任何给定的时期对作物总生物量都有较强的指示作用<sup>[12]</sup>, 可以用来监测作物长势, 它和作物植株生物量以及籽粒产量有较高的相关性<sup>[13-16]</sup>。很多学者利用不同的遥感数据获得的归一化植被指数进行作物产量的早期预测, 表明其具有较高的可靠性<sup>[17-22]</sup>。

而作物遥感估产主要是通过作物种植面积的确立和单产模型建立来实现的。只有准确地估算出作物播种面积, 才能得出准确的总产估测数据<sup>[23]</sup>。为了提高作物种植面积的提取精度, 高空间分辨率数据是必需的。然而, 大面积作物的整体长势甚至可以精确地从低分辨率数据中获取, 如 NOAA/AVHRR 数据。因此可以通过从多时相遥感数据中提取的植被有效参数对作物产量进行模拟<sup>[2,9,24-25]</sup>。而单产模型应该选择与单产关系最显著时相的光谱信息来建立。邹尚辉根据植物光谱的中间变化及物候变化和太阳高度角对植物光谱的影响, 研究了湖北省及北亚热带植被分类的最佳时相选择问题<sup>[26]</sup>。黄敬峰等根据多年植物物候观测资料及绿波和褐波的季节推移, 确定了新疆植被遥感的最佳时相<sup>[27]</sup>。曹卫彬等利用棉花生长期各时相光谱以及归一化植被指数进行了棉花遥感估产最佳时相的选择<sup>[28]</sup>。黄敬峰等结合 GIS 技术利用水稻农学参数与植被指数及水稻产量与植被指数的关系来确定水稻产量遥感的最佳时相<sup>[29]</sup>。

MODIS 数据在作物长势监测和产量估测中有着 TM、NOAA/AVHRR 无法比拟的优势, 其具有较高的时间分辨率、较广的光谱范围以及适中的空间分辨率等特

收稿日期: 2010-03-25 修订日期: 2010-09-29

基金项目: 山西省科技攻关项目(2006031114); 山西省气象局开放式研究基金项目(SX053001); 山西农业大学科研启动基金资助(XB2009016)

作者简介: 冯美臣(1978—), 男, 山西山阴人, 博士, 主要从事作物生态和农业信息技术研究。太谷 山西农业大学农学院, 030801。

Email: fmc101@163.com

\*通信作者: 杨武德(1960—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事作物生态和农业信息技术研究。太谷 山西农业大学农学院, 030801。

Email: sxauywd@126.com

点。本研究利用不同冬小麦生育时期的 MODIS 数据和产量的相关性研究冬小麦产量估测的最佳时相, 研究构建冬小麦产量估测模型, 同时由于影响产量的因子较为复杂, 而利用非遥感方法进行产量的估测也有不少成功之处, 因此, 本文采用遥感与非遥感方法相结合, 利用气象数据和光谱信息构建冬小麦光谱气象产量复合模型, 以期对冬小麦产量估测提供理论依据。

## 1 材料与方法

### 1.1 研究区域自然概况

运城地区位于山西省西南端, 北纬  $34^{\circ}35' \sim 35^{\circ}49'$ , 东经  $110^{\circ}13' \sim 112^{\circ}4'$ , 北起吕梁山南麓与运城地区接壤, 东接中条山南与晋城市毗邻, 西与南部隔黄河分别与陕西、河南相望。

全区气候属暖温带大陆性季风型。年均温  $11.8 \sim 13.7^{\circ}\text{C}$ , 1 月均温零下  $1 \sim 6^{\circ}\text{C}$ , 7 月均温  $24 \sim 28^{\circ}\text{C}$ 。年降水量  $490 \sim 620 \text{ mm}$ 。年均无霜期  $186 \sim 230 \text{ d}$ 。该盆地是山西省小麦、棉花生产基地。

### 1.2 遥感数据及预处理

本研究所使用的遥感数据为陆地卫星 Landsat TM5 数据和 8 d 合成的 MODIS LSR 数据。

#### 1.2.1 TM 数据预处理

不同的植被有不同的季相节律, 根据运城地区主要种植作物的物候历, 同时考虑图像的质量, 选取 2007 年 4 月 8 日的遥感数据 (购置时已进行过镶嵌处理) 作为冬小麦面积提取的最佳时期。

采用大气校正模块 FLAASH 对 TM 遥感影像进行大气校正。利用运城地区 1:100 000 地形图进行 TM 遥感影像几何校正 (最邻近点法), 然后利用地面实测的地面控制点 (利用手持式 TATO108 GPS 型定位导航仪测定) 对图像采用三次卷积内插法进行重采样几何精校正, 确保其误差小于一个像元。并利用运城地区矢量图进行图像裁剪。

#### 1.2.2 MODIS 数据预处理

MODIS 数据在作物长势监测中有着 TM、NOAA/AVHRR 无法比拟的优势, 其具有较高的时间分辨率、较广的光谱范围以及适中的空间分辨率等特点。本文采用 LPDAAC 提供的 8 d 合成的 MODIS LSR 数据, 空间分辨率为  $250 \text{ m} \times 250 \text{ m}$ , 时间为 2007 年 1—7 月。

预处理过程: 1) 图像镶嵌: 利用 ENVI 软件提供的地理坐标定位的 Mosaicking 方法进行图像镶嵌处理, 利用 Feathering 功能进行边缘羽化。2) 几何校正: 利用 MODIS 数据自身头文件所携带的地理坐标定位信息进行校正。采用 Cubic Convolution 方法进行重采样。3) 大气校正: 利用直方图法对图像进行大气校正。4) 研究区域的提取: 具体方法与 TM 数据的裁剪相同。

### 1.3 MODIS-NDVI 的计算

MODIS-NDVI 是在 NOAA/AVHRR 植被指数的基础上改进设计的, 和 NOAA/AVHRR 相比具有较高的空间分辨率, 可以更精确地进行植被动态监测<sup>[30]</sup>。选取 MODIS 的 1, 2 波段, 即  $B_1$  (红光, 波长为  $620 \sim 670 \text{ nm}$ )、 $B_2$  (近红外, 波长为  $841 \sim 876 \text{ nm}$ ), 采用以下公式

$$\text{NDVI} = (B_2 - B_1) / (B_1 + B_2)$$

### 1.4 冬小麦种植面积的提取

首先对 TM 数据进行大气校正并利用地面控制点 (GCP) 进行几何校正, 根据外业调查资料, 通过目视解译对主要影响冬小麦面积提取的林地进行掩膜, 提取冬小麦可能种植区域。利用 Mahalanobis Distance 分类法进行分类 (阈值设定为 2.9), 对分类后图像存在的小部分漏分或多分, 利用分类结果生成的冬小麦种植面积矢量图层在 ArcGIS 中叠加 TM 遥感图像进行二次目视解译来实现, 生成最终的面积矢量图, 在 ENVI 中制作成掩膜, 对 TM 图像进行裁剪, 从而得到冬小麦种植面积 TM 图。

### 1.5 水旱地冬小麦种植面积的提取

由于不同灌溉条件下冬小麦有着不同的生育进程, 因此在作物估产和作物长势的研究中应该进行水旱地区分, 以提高估测精度。

运城冬小麦种植区包括运城盆地灌溉冬麦区和晋南垣台丘陵旱作冬麦区。其中运城盆地灌溉冬麦区海拔  $350 \sim 600 \text{ m}$ 。晋南垣台丘陵旱作冬麦区海拔  $450 \sim 700 \text{ m}$ 。而运城盆地坡度小于  $15^{\circ}$ , 垣台丘陵区坡度介于  $15^{\circ} \sim 20^{\circ}$  之间。利用上述判别特征, 通过决策树提取模型构建运城市冬小麦水旱地的划分结构, 来提取水旱地的种植面积, 决策树结构图如图 1 所示。

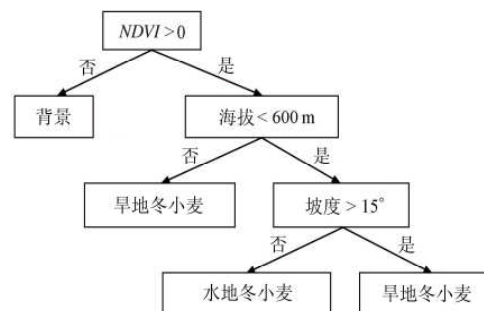


图 1 冬小麦水旱地决策树分类图

Fig.1 Classification image of decision tree of irrigation-land and dry-land winter wheat

当执行决策树时, 处理过程中需要计算很多变量的值, 如 NDVI 指数、海拔、坡度等变量, 利用 ENVI 自动计算变量值, 其中 NDVI 值从冬小麦种植面积 TM 数据中获取, 海拔值和坡度值从高程模型 (digital elevation model, 简称 DEM) 中获得, DEM 绝对垂直精度为  $16 \text{ m}$ , 置信度为 90%。

### 1.6 产量数据测定

于 2007 年冬小麦收获期在典型地段设置  $50 \text{ m} \times 50 \text{ m}$  样条进行产量结构 (单位面积穗数、穗粒数、千粒质量、全株干物质质量) 调查和大区测产, 重复 3 次, 用于大面积遥感估产结果的精度检验。同时, 利用 GPS 对该区域进行准确定位, 测定其经纬度, 通过已处理遥感图像, 进行冬小麦产量与卫片绿度值的对照, 为冬小麦分类以及模型的建立做准备。

### 1.7 气象数据

气象数据由山西省气象局提供, 包括运城地区各站

点 2007 年 2~6 月日最高温、日最低温和旬均温，旬降水量、主要降水过程，灾害发生过程、受灾作物，日照时数等几项指标。

### 1.8 冬小麦产量模型

利用农学观测资料、气象资料及遥感数据，采用数学方法建立冬小麦产量和各影响因子之间的定量化关系。

气象产量模型

$$Y = L(P_{Feb}, P_{Mar}, \dots, P_{Jun}, P_t, T_{Feb}, \dots, T_{Jun}, T_t, S_{Feb}, \dots, S_{Jun}, S_t)$$

式中， $Y$  为冬小麦产量； $L$  为线性函数的参数； $P$  为降雨量； $T$  为均温； $S$  为日照时数，下标  $Feb, Mar, \dots, Jun$  为 2~6 月各月的英文缩写，表示各月总降雨量、均温、日照时数； $P_t, T_t, S_t$  分别为 2~6 月总降雨量、均温、日照时数。

光谱产量模型

$$Y = \alpha x + \beta$$

式中， $Y$  为冬小麦产量； $x$  为最佳估产时相的 NDVI 值； $\alpha, \beta$  为常量。

光谱气象产量模型

$$Y = L(P_{Feb}, P_{Mar}, \dots, P_{Jun}, P_t, T_{Feb}, \dots, T_{Jun}, T_t, S_{Feb}, \dots, S_{Jun}, S_t, NDVI)$$

### 1.9 数据分析与计算方法

利用 Excel 软件进行数据整理、分析和绘图。利用统计软件 DPS 对数据进行统计分析、回归分析和方差分析。

通过对不同时期的归一化植被指数与抽穗初期冬小麦产量进行相关分析，选择显著相关的植被指数，通过回归分析建立冬小麦产量估测模型，利用  $F$  检验对模型进行验证，利用多元决定系数 ( $R^2$ )、相对均方根误差 ( $R_{RMSE}$ ) 和相对误差 ( $RE$ ) 对模型的预测准确性进行分析。

## 2 结果与分析

### 2.1 冬小麦 NDVI 与产量之间的关系

冬小麦遥感估产必须选择植被指数中冬小麦长势信息贡献最大，且对后期籽粒形成起决定性作用的时期为最佳时相<sup>[31]</sup>。冬小麦产量估测的最佳时相是衡量冬小麦单产与遥感信息关系密切程度的标准。利用不同生育时期冬小麦归一化植被指数与产量进行相关性分析，如图 2 所示。

从图 2 中可以看出，在冬小麦全生育期内不同时相的遥感图像中，目标信息与冬小麦单产关系的显著性有很大的差别。

水地冬小麦除 2 月 9 日的 NDVI 与产量的相关性不显著外，其余各个时期均达到显著或极显著水平。在 5 月 8 日左右相关性达到最大，此时，冬小麦处于孕穗末期—抽穗初期。旱地冬小麦除 2 月 9 日、2 月 17 日和 5 月 24 日外，其他时期 NDVI 与产量显著或极显著相关。同时，受冻害的影响，其 4 月 6 日 NDVI 与产量相关性下降。

冬小麦返青后开始旺盛生长，冬小麦叶面积和干物质质量迅速增加，在抽穗前后叶面积系数达到最大。同时，在该时期作物群体趋于稳定，所以利用 NDVI 等植被指数进行估产效果较好<sup>[32]</sup>。即运城地区冬小麦遥感估

产的最佳时相为 5 月 8 日。

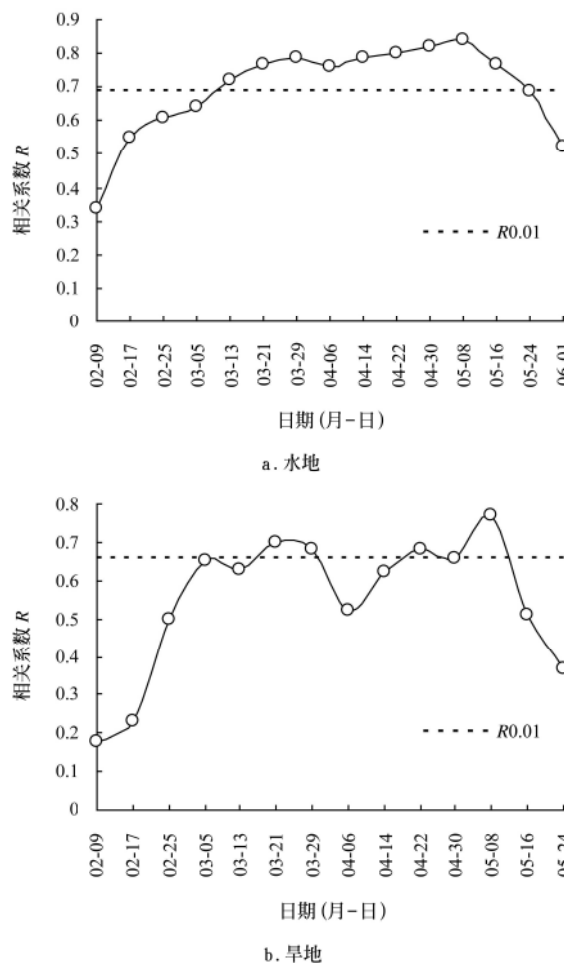


图 2 水旱地冬小麦产量与各生育期植被指数相关系数  
Fig.2 Correlation coefficients of the relationships between NDVI and yield of irrigation-land and dry-land at different stages

### 2.2 光谱产量模型

利用冬小麦生育期最佳时相 NDVI 值与冬小麦产量建立回归模型，得到水旱地冬小麦光谱产量预测模型，如表 1 所示。从表中可以看出，水旱地光谱参数模型的  $F$  值均大于  $F$ -crit 值（查表值），说明水旱地冬小麦光谱产量模型均通过 0.01 的显著性水平检验。

表 1 研究区冬小麦产量光谱估产模式

Table 1 Spectral yield estimation models of winter wheat in study area

类型	光谱产量模型/(kg · hm <sup>-2</sup> )	决定系数 $R^2$	$F$ -test	$F$ -crit	相对均方根误差 $R_{RMSE}$	相对误差 $RE$
水地	$Y = 1416.807 + 59.776NDVI$	0.71	121.4	7.2	0.132	0.071
旱地	$Y = -1539.526 + 76.025NDVI$	0.59	34.6	7.8	0.253	0.194

注：模型中  $Y$  表示产量。

### 2.3 气象产量模型

利用研究区冬小麦生育期气象数据建立气象产量模型，影响水旱地冬小麦的气象因子是不同的。

水地冬小麦产量

$$Y = 114.202P_{Mar. I} + 414.111P_{May. II} - 53.223T_{May. I} + 2244.968$$

( $n=54, R^2=0.55, F=27.0, R_{RMSE}=0.135, RE=0.115$ )

式中,  $P_{\text{Mar. I}}$ 、 $P_{\text{May. II}}$  为 3 月上旬和 5 月中旬降雨量;  $T_{\text{May. I}}$  为 5 月上旬均温。

旱地冬小麦产量

$$Y = 120.996P_{\text{Mar. I}} + 154.127P_{\text{May. II}} + 48.607P_t - 155.469P_{Ft} - 2533.952$$

( $n=26$ ,  $R^2=0.59$ ,  $F=10.6$ ,  $R_{\text{RMSE}}=0.224$ ,  $RE=0.189$ )

式中,  $P_{Ft}$  为 2 月总降雨量。

水地冬小麦产量与 3 月上旬降水量和 5 月中旬降水量呈正相关, 而与 5 月上旬均温呈负相关, 模型决定系数为 0.55。从模型的变量系数绝对值大小可知 5 月中旬的降水量对产量的影响是最大的, 其次为 3 月上旬降水量。而旱地冬小麦与 3 月上旬降水量和 5 月中旬降水量以及生育期总降水量呈正相关, 与 2 月总降水量呈负相关, 模型决定系数为 0.59。其中 5 月中旬降水量和 2 月总降水量对产量的影响最大, 其次为 3 月上旬降水量。2 月份恰值冬小麦返青时期, 适当的温度有利于冬小麦返青生长, 而此时期的降水会导致气温降低, 从而影响冬小麦的生长。对水旱地模型预测效果进行  $F$  检验,  $F > F_{0.01}$ , 说明水旱地冬小麦产量预测模型均达极显著水平。

## 2.4 光谱气象产量模型

以运城地区相关气象数据和冬小麦最佳时相 NDVI 值为因子, 分别与冬小麦产量建立回归模型, 得到水旱地冬小麦光谱气象产量预测模型。用  $F$  检验对相关系数进行显著性检验结果表明, 冬小麦光谱气象产量预测模型通过 0.01 的显著性水平检验。

水地冬小麦

$$Y = 87.657P_{\text{Mar. I}} + 150.743P_{\text{May. II}} + 74.506T_{\text{May. I}} + 44.666NDVI - 1820.110$$

( $n=54$ ,  $R^2=0.81$ ,  $F=50.4$ ,  $R_{\text{RMSE}}=0.095$ ,  $RE=0.067$ )

旱地冬小麦

$$Y = 5.986P_{\text{Mar. I}} + 188.757P_{\text{May. II}} + 23.682P_t - 66.934P_{Ft} + 51.785NDVI - 1896.698$$

( $n=26$ ,  $R^2=0.75$ ,  $F=16.0$ ,  $R_{\text{RMSE}}=0.142$ ,  $RE=0.118$ )

构建模型的目的是为了预测, 因此可以利用  $R^2$  进行模型的检测<sup>[33]</sup>。水旱地冬小麦各光谱气象产量模型的  $R^2$  和其他 2 种模型相比有明显的提高。 $R^2$  分别从 0.55 (0.71) 和 0.59 (0.59) 增加到 0.81 和 0.75。

与气象产量模型和光谱产量模型相比, 光谱气象产量模型相对均方根误差 ( $R_{\text{RMSE}}$ ) 和相对误差 ( $RE$ ) 降低, 且降低幅度较大, 说明光谱气象产量模型比气象产量模型和光谱产量模型有较强的预测效果。总体上, 光谱气象产量模型的检验结果均优于气象产量模型和光谱产量模型, 因而利用冬小麦生育期光谱气象参数进行水旱地冬小麦产量预测会更准确更可靠。

## 2.5 冬小麦遥感估产结果

利用 MODIS-NDVI 图像与所获得的模型在 ENVI 软件支持下进行图像运算, 获得研究区不同灌溉类型冬小麦产量分布图 (如图 3 所示), 对图像进行统计分析, 获得单位面积产量, 与提取的水旱地冬小麦种植面积相乘得到估产结果 (表 2)。

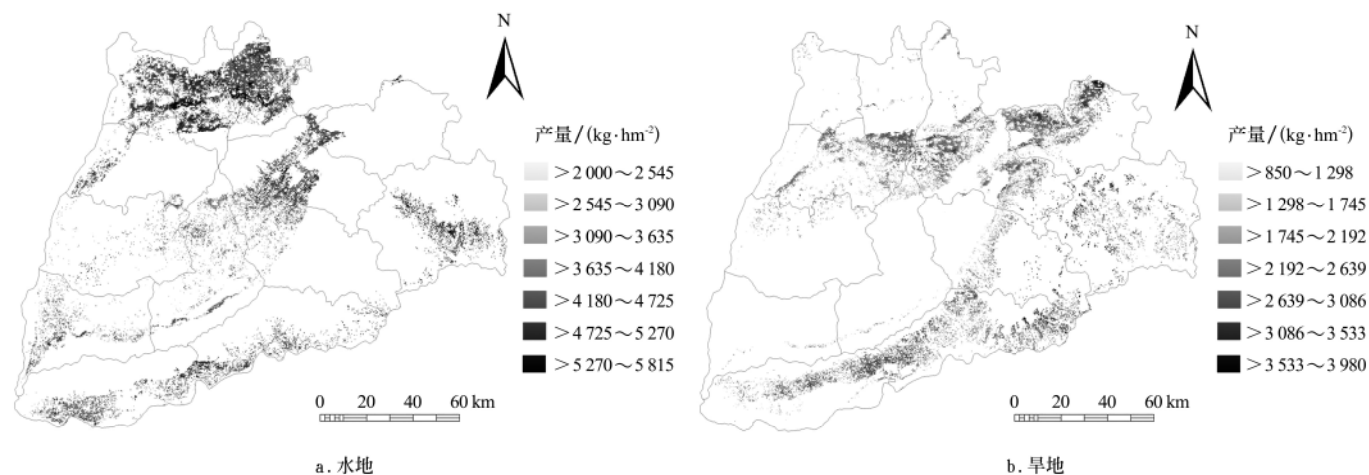


图 3 运城城市水旱地冬小麦产量空间分布图

Fig.3 Spacial distribution image of winter wheat yield of irrigation-land and dry-land in Yuncheng City of Shanxi Province

表 2 研究区冬小麦遥感估产结果

Table 2 Results of yield estimation of winter wheat in study area

灌溉类型	类别	平均单产/(kg·hm <sup>-2</sup> )	面积/hm <sup>2</sup>	总产/(10 <sup>4</sup> kg)
水地	估产值	4 080.5	155 456	63 433
	统计值	3 634.2	146 107	53 098
	精度/%	87.72	93.60	80.54
旱地	估产值	2 031.1	141 465	28 732
	统计值	1 705.5	167 153	28 505
	精度/%	80.91	84.63	99.20

注: 精度 =  $\left(1 - \left| \frac{\text{估测值} - \text{统计值}}{\text{统计值}} \right| \right) \times 100\%$ 。

从表 2 中可以看出, 与山西省农业厅推广站提供的统计数据比较, 平均单产的遥感估产值略高于统计数据值, 旱地估产精度为 80.91%, 水地估产精度为 87.72%; 总产量的估算值也高于统计值, 旱地精度为 99.20%, 水地精度为 80.54%。

## 3 结论与讨论

冬小麦产量与归一化植被指数 (NDVI) 的相关系数随生育时期不同而不同, 水旱地冬小麦 NDVI 值与产量的相关性基本表现为先增大后减小的趋势。运城地区的

估产最佳时相则为 5 月 8 日。但是由于气候条件的变化也会引起冬小麦发育期的变化, 所以要充分利用遥感周期覆盖的优势, 在上述研究的基础上, 每年根据具体的气候条件变化做出适当的调整。

同时, NDVI 值与冬小麦产量的相关系数并不是完全呈先升高后降低的趋势, 在这个过程中会出现一些波动, 这一过程主要发生在冬小麦生育前期。造成出现这些波动的因素可能有很多种, 包括低温冷害、冻害、干旱等, 本研究中造成这种波动最明显的是冻害, 尤其是发生在 4 月 3 日的冻害, 冬小麦产量和 NDVI 的决定系数  $R^2$  明显降低, 水旱地分别降低 23.5% 和 3.8%。

许多研究表明复合式估产模式比单变量估产模式具有更高的相关性和产量预测能力<sup>[34-35]</sup>, 因此本研究结合气象数据和 NDVI 构建了冬小麦光谱气象产量模型, 水旱地冬小麦光谱气象产量预测模型均通过 0.01 的显著性水平检验。与气象产量模型和光谱产量模型相比, 光谱气象产量模型相对均方根误差 ( $R_{RMSE}$ ) 和相对误差 ( $RE$ ) 降低幅度较大。总体上, 光谱气象产量模型的检验结果均优于气象产量模型和光谱产量模型, 因而利用冬小麦生育期光谱气象参数进行水旱地冬小麦产量预测会更准确更可靠。利用分辨率为 250 m×250 m 的 MODIS 数据和气象数据构建的光谱气象产量模型进行大面积的冬小麦遥感估产是可行的。

同时, 构建的模型精度也与采样点的布设有着密切的关系, 由于时间、交通工具等原因, 本试验在采样点布设的合理性和科学性上还存在一定的问题, 也可能导致模型精度的降低。

文中虽然得出了明显的结论, 由于研究时间的限制, 数据资料还比较缺乏, 本研究只考虑了均温、降水、日照时数, 但是影响冬小麦产量构成因素的气象因子还有很多, 比如最低、最高温度、气温日较差以及其他各种气象灾害等的影响, 使得模型的构建与生产实践还存在着一定程度的差距。今后仍需不断完善模型并与其它模型结合, 从而增强系统性和综合性, 提高模型的应用性。

#### [参 考 文 献]

- [1] Patel N K, Singh T P, Sahml B. Spectral response of rice crop and its relation to yield and yield attributes[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1985, 6(5): 657—664.
- [2] Barnett J L, Thompson D R. The use of large-area spectral data in wheat yields estimation[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1982, 12(6): 509—518.
- [3] Tennakoon S B, Murty V A. An estimation of cropped area and grain yield of rice using remote sensing data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1992, 13(3): 427—439.
- [4] Rasmussen M S. Operational yield forecast using AVHRR NDVI data: reduction of environmental and inter-annual variability[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1997, 18(5): 1059—1077.
- [5] Rudorff B F T, Batista G T. Yield estimation of sugarcane based on agro meteorological spectral models[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1990, 33(3): 183—192.
- [6] Bouman B A M. Linking physical remote sensing models with crop growth simulation models, applied for sugar beet[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1992, 13(14): 2565—2581.
- [7] 江晓波, 李爱农, 周万村. 3S 一体化技术支持下的西南地区冬小麦估产[J]. *地理研究*, 2002, 21(5): 585—592. Jiang Xiaobo, Li Ainong, Zhou Wancun. A study on winter wheat yield-estimation in Southwest China by Remote Sensing, GIS and GPS[J]. *Geographical Research*, 2002, 21(5): 585—592. (in Chinese with English abstract)
- [8] Curran P J. Remote sensing in agriculture: an introductory review[J]. *Journal of Geography*, 1987, 86(4): 147—156.
- [9] Barnett J L, Thompson D R. Large area relation of Landsat MSS and NOAA-6 AVHRR spectral data to wheat yield[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1983, 13(4): 277—290.
- [10] Potdar M B, Sudha R, Ravi N, et al. Spectrometeorological modeling of sorghum yield using single data IRS LISS-1 and rainfall distribution data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1995, 16(3): 467—485.
- [11] 江东, 王乃斌, 杨小唤, 等. NDVI 曲线与农作物长势的时序互动规律[J]. *生态学报*, 2002, 22(2): 247—252. Jiang Dong, Wang Naibin, Yang Xiaohuan, et al. Principles of the interaction between NDVI profile and the growing situation of crops[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2002, 22(2): 247—252. (in Chinese with English abstract)
- [12] Tucker C J, Holben B N, Elgin Jr J H, et al. Relationship of spectral data to grain yield variation[J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1980, 46(5): 657—666.
- [13] Rudorff B F T, Batista G T. Wheat yield estimation at the farm level using TM landsat and agrometeorological data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1991, 12(12): 2477—2484.
- [14] Wiegand C L, Richardson A J, Escobar D E, et al. Vegetation indices in crop assessments[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1991, 35(2/3): 105—119.
- [15] Hamar D, Ferencz C, Litchenberger J, et al. Yield estimation of corn and wheat in the Hungarian great plain using Landsat MSS data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1996, 17(9): 1689—1699.
- [16] Tarpley J D, Schneider S R, Money R L. Global vegetation indices from the NOAA-7 meteorological satellite[J]. *Journal of Climate and Applied Meteorology*, 1984, 23(3): 491—495.
- [17] Rasmussen M S. Operational yield forecast using AVHRR NDVI data: reduction of environmental and inter-annual variability[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1997, 18(5): 1059—1077.
- [18] Kalubarme M H, Potdar M B, Manjunath K R, et al. Growth profile based crop yield models: a case of large area wheat yield modelling and its extendibility using atmospheric corrected NOAA AVHRR data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2003, 24(10): 2037—2054.
- [19] Thenkabail P S. Biophysical and yield information for precision farming from near-real-time and historical Landsat TM images[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2003, 24(14): 2879—2904.
- [20] Baze-gonzález A D, Kiniry J R, Maas, S J, et al. Large-area maize yield forecasting using leaf area index based yield model[J]. *Agronomy Journal*, 2005, 97(2): 418—425.
- [21] Ray S S, Pokharna S S. Cotton yield estimation using agrometeorological model and satellite-derived spectral profile[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1999,

- 20(14): 2693—2702.
- [22] Moulin S, Bondeau A, Delecolle R. Combining agricultural crop models and satellite observations: from field to regional scales[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1998, 19(6): 1021—1036.
- [23] 冯美臣, 杨武德. 小麦遥感估产研究进展与发展趋势[J]. 作物研究, 2005, 19(4): 251—254.  
Feng Meichen, Yang Wude. Progress for research and tendency for development of wheat yield estimation using remote sensing[J]. *Crop Research*, 2005, 19(4): 251—254. (in Chinese with English abstract)
- [24] Boatwright G O, Badhwar G D, Johnson W R. An AVHRR spectral based yield model for corn and soybeans. Final Report, Project No. 8103, USDA-ARS, Beltsville, Maryland, USA, 1988.
- [25] Potdar M B, Manjunath K R, Purohit N L. Multi-season atmospheric normalization of NOAA AVHRR derived NDVI for crop yield modeling[J]. *Geocarto International*, 1999, 14(4): 51—56.
- [26] 邹尚辉. 植被资源调查中最佳时相遥感图象的选择研究[J]. 植物学报, 1985, 27(5): 525—531.  
Zou Shanghui. Selection study of optimum temporal remote sensing images for vegetation resources inventory[J]. *Journal of Integrative Plant Biology*, 1985, 27(5): 525—531. (in Chinese with English abstract)
- [27] 黄敬峰, 王秀珍. 新疆植被遥感最佳时相选择研究[J]. 遥感技术与应用, 1993, 8(4): 7—10.  
Huang Jingfeng, Wang Xiuzhen. Selection study of optimum temporal remote sensing for vegetation in Xinjiang[J]. *Remote sensing technology and application*, 1993, 8(4): 7—10. (in Chinese with English abstract)
- [28] 曹卫彬, 刘姣娣, 赵良斌, 等. 北疆棉花遥感估产最佳时相选择研究[J]. 中国棉花, 2007, 34(3): 10—11.  
Cao Weibin, Liu Jiaodi, Zhao Liangbin, et al. Study on selection of optimum temporal for estimates of cotton in Xinjiang using remote sensing data[J]. *China Cotton*, 2007, 34(3): 10—11. (in Chinese with English abstract)
- [29] 黄敬峰, 王人潮, 蒋亨显, 等. 基于 GIS 的浙江省水稻遥感估产最佳时相选择[J]. 应用生态学报, 2002, 13(3): 290—294.  
Huang Jingfeng, Wang Renchao, Jiang Hengxian, et al. Selection of optimum periods for rice estimation using remote sensing data based on GIS[J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2002, 13(3): 290—294. (in Chinese with English abstract)
- [30] 王秀珍, 黄敬峰, 李云梅, 等. 水稻叶面积指数的多光谱遥感估算模型的研究[J]. 遥感技术与应用, 2003, 18(2): 57—65.  
Wang Xiuzhen, Huang Jingfeng, Li Yunmei, et al. The study on multi-spectral remote sensing estimation models about LAI of rice[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2003, 18(2): 57—65. (in Chinese with English abstract)
- [31] 刘良云, 王纪华, 黄文江, 等. 利用新型光谱指数改善冬小麦估产精度[J]. 农业工程学报, 2004, 20(1): 172—175  
Liu Liangyun, Wang Jihua, Huang Wenjian, et al. Improving winter wheat yield prediction by novel spectral index[J]. *Transactions of the CSAE*, 2004, 20(1): 172—175. (in Chinese with English abstract)
- [32] Gitelson A A, Kaufman Y J. MODIS NDVI optimization to fit the AVHRR data series: Spectral considerations[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1998, 66(3): 343—350.
- [33] Gujarati D N. Basic econometrics[M]. 3rd edition, New York: McGraw Hill, 1995
- [34] Manjunath K R, Potdar M B, Purohit N L. Large area operational wheat yield model development and validation based on spectral and meteorological data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2002, 23(15): 3023—3038
- [35] 唐延林, 黄敬峰, 王人潮, 等. 水稻遥感估产模拟模式比较[J]. 农业工程学报, 2004, 20(1): 166—171.  
Tang Yanlin, Huang Jingfeng, Wang Renchao, et al. Comparison of yield estimation simulated models of rice by remote sensing[J]. *Transactions of the CSAE*, 2004, 20(1): 166—171. (in Chinese with English abstract)

## Predicting grain yield of irrigation-land and dry-land winter wheat based on remote sensing data and meteorological data

Feng Meichen<sup>1</sup>, Xiao Lujie<sup>1</sup>, Yang Wude<sup>1\*</sup>, Ding Guangwei<sup>2</sup>

(1. Agronomy College, Shanxi Agricultural University, Taigu 030801, China;

2. Department of Chemistry, Northern State University, Aberdeen, SD 57401, USA)

**Abstract:** The relationship between NDVI and grain yield was studied using remote sensing data at the different stages of winter wheat in Yuncheng region, and spectral yield model, meteorological yield model and spectrometeorological yield model were built. The results showed that the correlation between NDVI value of winter wheat in irrigation and dry-land on approximately May 8th and yield in Yuncheng region was the highest and extremely significant, so this period was the optimum period to establish remote sensing model of estimating yields in Yuncheng region. The spectral, meteorology and spectrometeorological yield models passed F test, and there were extremely significant level. Compared with other models,  $R_{RMSE}$  and  $RE$  of spectrometeorological yield model apparently declined and the declining range was large, revealing better anticipating effect of spectrometeorological yield model compared to the model of spectrum. Remote sensing estimating value of average yield per unit was slightly larger than statistical value, while yield-estimating precision in dry-land was 80.91% and yield-estimating precision in irrigation-land was 87.72%. Estimating values of total yield were slightly higher than statistical values, where yield-estimating precision in dry-land was 99.20% and 80.54% in irrigation-land.

**Key words:** remote sensing, winter wheat, spectrum, meteorological data, yield, model