

一种基于趋势单产和遥感修正模型的混合估产模型

陈昌为^{1,2,3}, 朱秀芳^{1,2,3}, 蔡毅^{1,2,3}, 郭航⁴

(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北京师范大学遥感科学与工程研究院, 北京 100875; ³北京师范大学地理科学学部, 北京 100875; ⁴北京市统计局, 北京 100875)

摘要:【目的】在分析国内外农作物估产方法的相关研究进展基础上, 将传统统计估产方法和遥感估产方法相结合, 提出一种新的混合估产模型。【方法】该模型由趋势单产、遥感修正单产和随机误差项三部分组成, 其中趋势单产利用历史长时间序列的单产统计数据, 通过多项式回归的方法结合 ARIMA 模型修正得到, 遥感修正单产利用 3 个作物关键生育期 NDVI 和实测单产多元回归得到。为验证所提出估产方法的可行性和精度, 利用 2015 年冬小麦关键生育期的三景环境卫星遥感影像和冬小麦实测地块单产数据以及近 30 年 (1985—2014 年) 北京市各区县的冬小麦单产数据, 对 2015 年的北京市的冬小麦单产进行估算, 与真实值 (2015 年单产统计数据) 对比。【结果】混合估产模型对北京市的冬小麦单产预测精度达到 98.7%, 各区县估产精度均超过 90%, 除房山 (90.3%) 外, 各县单产预测相对精度均超过 95%; 传统趋势单产模型对北京市的冬小麦单产预测精度达到 94.75%, 但在区县尺度上, 传统估产模型预测精度较低, 对房山区的估产精度不足 80%; 引入 ARIMA 模型可以提高传统趋势单产模型的精度。修正后的趋势单产模型冬小麦单产预测精度平均提高了 1.59%。本文建立的遥感修正模型, 利用三景遥感影像修正结果最优, 此方法使冬小麦估产精度整体提升 3.55%, 尤其是房山、平谷等区县, 精度明显提升。【结论】该模型在市级尺度和县级尺度上预测冬小麦单产均取得较高精度, 充分考虑冬小麦时间尺度和空间尺度上的变化, 对农作物估产有一定的指导意义。

关键词: 估产模型; 冬小麦; ARIMA 模型; 归一化植被指数

A Hybrid Yield Estimation Model Based on the Trend Yield Model and Remote Sensing Correction Yield Model

CHEN ChangWei^{1,2,3}, ZHU XiuFang^{1,2,3}, CAI Yi^{1,2,3}, GUO Hang⁴

(¹State Key Laboratory of Earth Surface Processes and Resource Ecology, Beijing Normal University, Beijing 100875; ²Institute of Remote Sensing Science and Engineering, Beijing Normal University, Beijing 100875; ³Faculty of Geographical Science, Beijing Normal University, Beijing 100875; ⁴Beijing Municipal Bureau of Statistics, Beijing 100875)

Abstract: 【Objective】 This paper analyzed the advantages and disadvantages of current crop yield estimation methods and proposed a novel hybrid yield estimation model which combines statistical yield estimation and yield estimation methods. 【Method】 The model consists of three parts, trend yield estimate (Y_t), remote sensing correction yield (Y_s) and random error. The trend yield estimation was firstly calculated by using the polynomial regression method based on a long time series data of historical yield and then corrected by ARIMA model, which was set up by using the bias between the trend yield estimates and the historical yields. After that, a multiple linear regression model was set up to further reduce the estimation errors by using the bias between the trend yield estimates (Y_t) and the reference yields as dependent variable and NDVI in critical growth period of crop as independent variables. In order to verify the feasibility and accuracy of the new hybrid estimation model, this paper estimated the yield of winter wheat in Beijing in 2015 based on three HJ Imagery obtained in winter wheat growing season, winter wheat yield of 30 sampling fields in 2015, and a nearly 30 years time series data of winter wheat yield (1985-2014) of Beijing. The estimation results from the hybrid

收稿日期: 2016-09-22; 接受日期: 2017-03-13

基金项目: 国家自然科学基金 (41401479)

联系方式: 陈昌为, E-mail: 201521190028@mail.bnu.edu.cn. 通信作者朱秀芳, E-mail: zhuxiufang@bnu.edu.cn

yield estimation model was then compared with the true yield (2015 statistic winter wheat yield). 【Result】 The accuracy of winter wheat yield by using novel hybrid yield estimation model was 98.7% at city level and above 90% at country level. Except Fangshan(90.3%), the relative accuracy of yield estimation at the other countries was above 95%. The accuracy of winter wheat yield by using traditional trend yield model in Beijing was 94.75%, but the accuracy by using traditional trend yield model at country level was low, especially was lower 80% in Fangshan. ARIMA model was used for improving the accuracy of the traditional trend yield model. The accuracy of winter wheat yield improved in average by introducing the ARIMA model. For the remote sensing correction model established in this paper, using three remote sensing images for improving the accuracy was better, and this method improved the accuracy of winter wheat yield by 3.55%, especially the accuracy had a significant ascension in Fangshan and Pinggu.

【Conclusion】 The accuracy of winter wheat yield by using the novel hybrid estimation model is good at city level and county level. The model considers the change of time and spatial and can be used in crop yield estimation.

Key words: yield estimation model; winter wheat; ARIMA model; NDVI

0 引言

【研究意义】冬小麦是中国主要粮食作物之一,及时、准确地估算冬小麦产量,不仅能加强冬小麦生产管理,进一步发挥其生产潜力,同时能为国家调整粮食储备,政府有关部门制定宏观经济计划和粮食政策提供有利的数据支撑^[1]。【前人研究进展】目前农作物估产方法总体上可以分为统计预测、农学预测、气象预测和遥感预测四大类^[2-6]。统计预测方法通过建立影响作物单产的统计因子与农作物单产之间的关系模型来预测粮食产量^[6]。统计预测方法整体考虑产量的各种影响因子,不考虑作物产量形成的复杂机理,模型一般简单;但是也因其没有明确反映作物生长发育的过程,导致区域外推性不高^[7-11]。农学预测方法是通过模拟作物生长的整个过程,建立作物生长状况与作物产量构成要素之间的关系,进而实现产量预测;不同作物产量构成要素不同,如冬小麦的产量构成要素包括有效穗数、每穗粒数和千粒重。该模型机理比较复杂^[12],对输入数据要求高。气象预测方法是建立气象数据与作物产量之间的统计关系,并在考虑其他因素的基础上建立统计模型,最终利用统计模型实现作物单产估算的一类模型的总称^[13-14]。该模型基本满足农作物产量估算精度需求,但也存在着空间外推和空间适用范围界定难的问题^[6]。遥感预测模型是根据生物学原理,在分析收集农作物光谱特征的基础上,通过光谱来获取作物的生长信息,并在作物光谱与产量之间建立关联^[6]。随着遥感技术的发展,尤其高分辨率影像的出现,给农作物的估产以及农作物的生长状态监测提供了技术支持,遥感预测方法已成为大面积估产的主流研究方法^[15-16]。该类方法一般通过遥感植被被指数对农作物产量进行预测^[15-24]。综合考虑不同估产方法的优缺点,采用单一的估产方法弊端较大,

在精度、可行性等方面存在较大的不确定性^[2-16]。近年来在农作物估产领域,利用多种方法构建模型提高农作物估产精度成为热点^[25-36]。王培娟等^[37]将农学、遥感预测方法相结合用于华北平原冬小麦估产研究,余福水等^[38]将气象、农学和遥感预测方法相结合对黄淮海平原冬小麦产量估计,MIRSHEL等^[39]将统计、农学、气象预测方法和专家知识数据库结合,对德国东部地区的多种作物产量估算,HUANG等^[40]将农学、遥感预测方法结合,利用改进后的WOFOST模型对美国西部地区的小麦估产探究,均取得较好的估产精度,但模型机理复杂、且数据不易获取。【本研究切入点】该领域仍存在一些不足。比如在大尺度估产方法研究中,针对市、县级尺度的研究较少,而高分辨率像元级尺度的大面积估产的相关研究更少。已有的各种估产方法,优缺点明显,高精度的估产方法普遍比较复杂,应用不方便。【拟解决的关键问题】本文在分析国内外农作物估产方法的基础上,将传统估产方法和遥感估产方法相结合,提出了一种由趋势单产、遥感修正单产和随机误差项三部分组成的混合估产模型,以期对冬小麦的高精度估产相关研究提供借鉴,对大面积冬小麦估产提供指导。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

北京市地处 115.42—117.5°E, 39.43—41.05°N,位于华北平原的西北边缘。历年物候数据和统计数据显示,北京市冬小麦一般在 10 月初种植,来年 6 月中旬收割。根据常年统计数据,北京市种植冬小麦的区县有 12 个,其中房山区,大兴区,通州区和顺义区是北京市四大冬小麦主产区^[18]。

1.2 研究数据

本研究用到的数据如表 1 所示,包括 2015 年冬

表 1 估产应用数据

Table 1 The data of yield estimation applications

数据名称 Data name	数据时间 Data time	分辨率 Resolution	用途 Purpose
环境卫星影像 HJ imagery	2015-04-22 2015-05-07 2015-05-19	30 m	获得多时相 NDVI Get multi-phase NDVI
冬小麦种植面积栅格图 The raster map of winter wheat area	2015	10 m	获得冬小麦种植范围 Get the range of winter wheat area
实测地块单产数据 The yield data of sampling field	2015	—	计算抽样村单产及参与建模 Calculate the yield of sampling yield and build model
市、区县级单产数据 Yield data at city and country levels	1985-2014	—	构建模型 Build model
市、区县级单产数据 Yield data at city and country levels	2015	—	验证模型精度 Verify model accuracy
北京市及区县行政边界 Administrative boundary of Beijing (include city and country)	—	—	研究区位置 Location of study area

小麦关键期的三景环境卫星的遥感影像，用来获取多时相 NDVI；2015 年冬小麦种植面积栅格图，用来获取研究区冬小麦种植范围；2015 年的 42 个冬小麦实测地块单产数据和近 30 年北京市各县区冬小麦单产数据（该数据来源于统计年鉴）其中 1985—2014 年数据用于构建模型，2015 年数据用于验证模型精度。

冬小麦种植面积栅格图利用高分一号遥感影像 2 m 全色波段和 16 m 多光谱波段影像融合，结合实地考察和目视解译进行监督分类，利用最近邻法重采样成 10 m 分辨率。

实测地块单产数据是北京市统计局提供，通过选取样本地块、冬小麦收割、脱皮、晒干、称重几个主要步骤，最后得出样本地块的实测单产数据。

1.3 混合估产模型

混合估产模型由趋势单产模型、遥感修正单产模型、随机误差项 3 部分构成，见公式（1）。其具体构建流程如图 1 所示，主要包括 3 个步骤：（1）基于 1985—2014 年的冬小麦亩产数据，利用多项式回归的方法，构建冬小麦的传统趋势单产模型；（2）采用 ARIMA 模型，对所建的趋势单产模型的时间

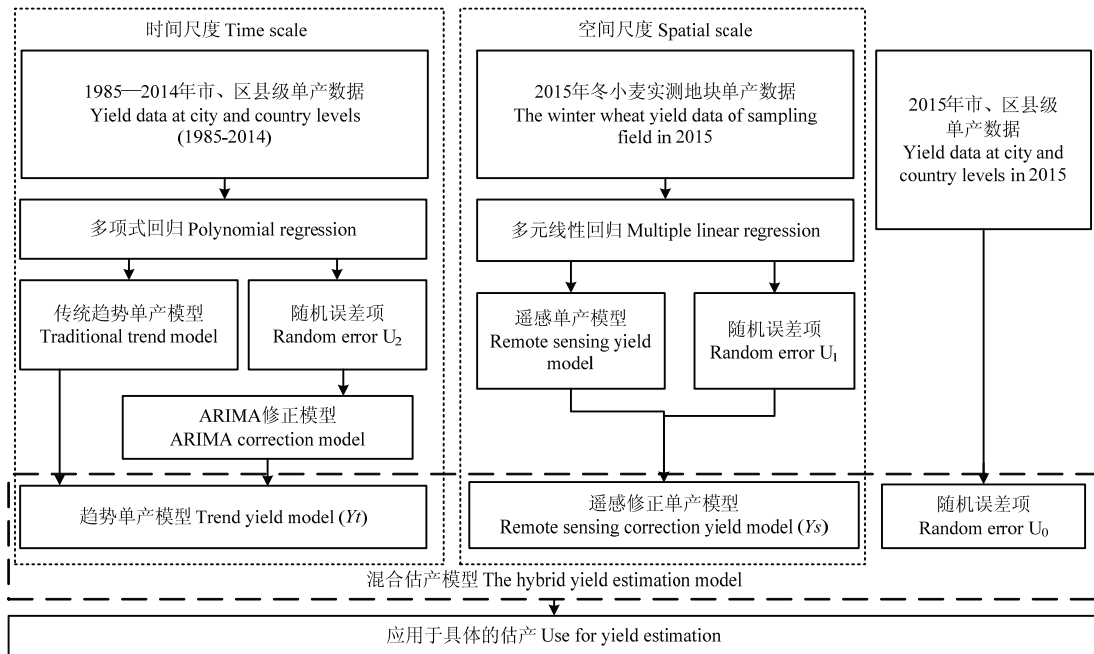


图 1 估产模型流程图

Fig. 1 Flow chart of yield estimation model

序列误差进行修正；(3) 基于实测地块单产数据和对应地块的 NDVI 数据（由环境卫星影像获得），通过多元回归构建遥感单产修正模型。

$$Y = Y_t + Y_s + U_0 \quad (1)$$

式中， Y 为本文混合模型预测单产， Y_t 为趋势单产模型， Y_s 为遥感修正单产模型， U_0 为单产误差项。 Y_t 表达式如下所示：

$$Y_t = Y_c + Y_{ARIMA} + U_1 \quad (2)$$

式中， Y_c 表示传统趋势单产模型， Y_{ARIMA} 为利用 ARIMA 模型来修正的趋势单产的系数项， U_1 为趋势产量与真实产量之间的差值。

1.3.1 传统趋势单产模型 传统趋势单产模型 (Y_c) 的表达式如下

$$Y_{cx} = aX^3 + bX^2 + cX + d + U_{2x} \quad (3)$$

式中， Y_{cx} 表示第 X 年的趋势单产，单位： $t \cdot hm^{-2}$ ， X 表示年份，利用近 30 年（1985—2014 年）的统计数据构建模型； a 、 b 、 c 、 d 为参数； U_{2x} 表示第 X 年传统趋势模型产生的随机误差， X 是 1985 到 2014 年的单产时间序列， U_{2x} 构成了传统趋势模型的时序随机误差项 U_2 。

1.3.2 传统趋势单产时序误差修正模型 ARIMA (p, d, q) 模型也称为差分自回归移动平均模型， p 为自回归项， q 为移动平均项数， d 为时间序列成为平稳时所做的差分次数。

本文针对传统趋势单产时序误差 (U_2) 利用 ARIMA 模型进行模拟分析，构成最终的趋势产量模型，具体步骤如下：

(1) 平稳化处理。采用差分的方法，对时间序列进行平稳化处理，以得到一个平稳随机序列，进而确定差分次数 d ；(2) 采用 AIC 准则进行定阶^[41]。确定所建立的 ARIMA 模型的阶数 p 和 q 。这一过程以自相关系数和偏自相关系数分析为基础。(3) 用最小二乘法对 ARIMA 模型分析，计算模型参数值；(4) 模型的检验。对于得到的拟合模型需要进行随机性检验，即检验模型的残差序列是否为白噪声序列。若残差序列不是白噪声序列，模型需重新构建。在得到最佳的模型后，根据时间序列的历史数据，运用 ARIMA 模型来进行预测。

本研究利用 ARIMA 模型对趋势单产误差时间序列分析，预测 2015 年的传统趋势单产的误差。

1.3.3 趋势单产遥感修正模型 趋势单产误差 (U_1) 利用遥感数据对趋势单产模型进行修正，遥感修正单产模型 (Y_s) 表达式如下：

$$Y_{sm} = D_{mn} \times S_n + E_m + U_3 \quad (4)$$

式中， Y_{sm} 表示实测地块单产数据（真值）与趋势产量之间的差值，单位： $t \cdot hm^{-2}$ ， S_n 为遥感因子，本文选用作物关键期的 NDVI（实测地块内对应像元 NDVI 之和）， D_{mn} 、 E_m 为参数矩阵， U_3 则为遥感修正模型中的随机误差项， n 表示实测选取的样本地块的数目， m 表示选取冬小麦关键期的影像的数目。研究表明^[18,42]，作物单产模拟的关键时期是产量形成的关键时期，而作物的水分临界期是农作物产量形成的关键时期，大多数农作物的水分临界期都位于花芽分化的旺盛生长期，其中小麦位于孕穗到抽穗期。本研究分别利用冬小麦关键期 3 到 5 月一景遥感影像（2015 年 4 月 22 日）、两景遥感影像（2015 年 4 月 22 日和 2015 年 5 月 7 日）和三景遥感影像（2015 年 4 月 22 日、2015 年 5 月 7 日和 2015 年 5 月 19 日）的 NDVI 构建 3 个回归模型，分析 3 个模型对趋势单产模型的修正精度。由于实测地块只有 42 个，样本较少，本研究选择对北京市整体趋势单产做遥感修正。

1.3.4 检验方法 本文采用统计学中的平均偏差 AD 、相对误差 ME 、决定系数 R^2 3 个指标评价冬小麦估产结果。

$$AD = 1/n \times \sum_{i=1}^n (Y_i - Fy_i) \quad (5)$$

式中， n 表示选择样本个数， Y_i 表示第 i 个地区的实测单产， Fy_i 表示第 i 个地区的预测单产。

$$ME = \frac{Fy_i - Y_z}{Y_z} \quad (6)$$

式中， Fy 为预测单产， Y_z 为实测单产。

$$R^2 = \frac{\left(\sum_{i=1}^n (Fy_i - \overline{Fy})(Y_i - \overline{Y}) \right)^2}{\sum_{i=1}^n (Fy_i - \overline{Fy})^2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \overline{Y})^2} \quad (7)$$

式中， Fy_i 、 Y_i 分别表示冬小麦预测单产、实测单产。

2 结果

2.1 趋势产量模型构建

2.1.1 传统趋势单产模型 利用 1985—2014 年北京市以及各区县冬小麦单产数据，对北京市以及各区县的冬小麦亩产做了统计分析，分别对北京市及各个区县冬小麦亩产趋势利用多项式回归模型模拟，结果如下表 2 所示，模型含义与式 (3) 相同， Y_c 为传统趋势模型预测单产，单位： $t \cdot hm^{-2}$ ， X 代表年份，当 X 为 2015 时，可以预测出 2015 年的单产，与 2015 年统计数据对比。

表 2 北京市冬小麦单产传统趋势模型

Table 2 The traditional trend model of winter wheat yield in Beijing

地区 Region	传统趋势模型 Traditional trend model (Y_c)	R^2
北京市 Beijing	$Y_c = 0.0487X^3 - 292.2X^2 + 584934X - 4E+08$	0.8838**
海淀区 Haidian	$Y_c = 0.0971X^3 - 582.95X^2 + 1E+06X - 8E+08$	0.688**
房山区 Fangshan	$Y_c = 0.0566X^3 - 339.95X^2 + 680278X - 5E+08$	0.7492**
通州区 Tongzhou	$Y_c = 0.0675X^3 - 405.39X^2 + 811361X - 5E+08$	0.8762**
怀柔区 Huairou	$Y_c = 0.0553X^3 - 332.32X^2 + 665846X - 4E+08$	0.891**
顺义区 Shunyi	$Y_c = 0.0584X^3 - 350.57X^2 + 701417X - 5E+08$	0.7571**
大兴区 Daxing	$Y_c = 0.048X^3 - 288.5X^2 + 577696X - 4E+08$	0.8779**
昌平区 Changping	$Y_c = 0.0678X^3 - 407.07X^2 + 815061X - 5E+08$	0.8469**
密云县 Miyun	$Y_c = 0.0328X^3 - 196.84X^2 + 394352X - 3E+08$	0.6443**
平谷区 Pinggu	$Y_c = 0.0484X^3 - 290.55X^2 + 581791X - 4E+08$	0.7558**
丰台区 Fengtai	$Y_c = -0.7881X^2 + 3149X - 3E+06$	0.7144**
朝阳区 Chaoyang	$Y_c = -0.8462X^2 + 3382.8X - 3E+06$	0.8343**

**表示 $P < 0.01$ 差异显著 (经查相关系数显著性检验表, $R^2 > 0.463$ 通过显著性水平 0.01 的显著性检验)

**means a significant difference at $P < 0.01$ (by checking student-t test table, $R^2 > 0.463$ stands for passing the significance test at the 0.01 level)

2.1.2 ARIMA 修正模型 通过针对传统趋势单产模型冬小麦亩产预测值与真实值的差值, 构建时间序列, 利用统计软件 R 实现北京市以及各个区县的 ARIMA 模型, 满足 AIC 准则下, 模型中的主要参数如表 3 所示。

表 3 ARIMA 修正模型的参数

Table 3 The parameters of ARIMA correction model

地区 Region	p	d	q
北京全市 Beijing	2	0	0
房山区 Fangshan	4	2	1
通州区 Tongzhou	0	0	0
顺义区 Shunyi	2	2	1
昌平区 Changping	6	0	0
大兴区 Daxing	0	0	0
平谷区 Pinggu	1	2	1
怀柔区 Huairou	2	2	1
密云县 Miyun	8	1	5

2.2 遥感修正单产模型

趋势单产模型预测冬小麦亩产值与野外实测冬小麦单产值之间的差值作为因变量, 以冬小麦关键期遥感影像的 NDVI 值作为自变量, 建立的回归模型。

利用一景遥感影像构建的模型中, 即 $m=1, n=42$, 系数如下所示:

$$D_{1,42}=[102.3559]$$

$$E_1=-71.3108$$

F 检验结果为 2.064, 经查 F 检验表 $F_{0.05}(1,40)=4.085$, $F < F_{0.05}(1,40)$, 说明 4 月 22 日的 NDVI 与冬小麦产量在 0.95 水平下存在显著一元线性统计关系。

利用两景遥感影像构建的模型中, 即 $m=2, n=42$, 系数如下所示:

$$D_{2,42}=[-161.281 \quad 293.2849]$$

$$E_2=-89.4066$$

F 检验结果为 2.759, 经查 F 检验表 $F_{0.05}(2,39)=3.238$, $F < F_{0.05}(2,39)$, 说明 4 月 22 日和 5 月 7 日的 NDVI 与冬小麦产量在 0.95 水平下存在显著二元线性统计关系。

利用三景遥感影像构建的模型中, 即 $m=3, n=42$, 系数如下所示:

$$D_{3,42}=[-160.8122 \quad 333.0112 \quad -40.0059]$$

$$E_3=-88.7954$$

F 检验结果为 1.812, 经查 F 检验表 $F_{0.05}(3,38)=2.852$, $F < F_{0.05}(3,38)$, 说明冬小麦关键期三景遥感影像的 NDVI 与产量在 0.95 水平下存在显著多元线性统计关系。

2.3 应用模型的估产结果

2.3.1 传统趋势单产模型 北京市各区县传统趋势模型由其相关系数 R^2 (表 2) 可以看出, 构建的多项式回归模型与真实的冬小麦单产数据相关性较高, 冬小麦的单产变化符合一定的统计规律, 且通过了显著性检验。

2.3.2 遥感修正模型 利用一景、两景和三景影像的 NDVI 对趋势单产模型修正, 将修正之后的混合估产模型估产结果与 2015 年北京市统计年鉴中冬小麦单产数据进行对比。结果表明, 利用三景影像修正结果 (精度平均提升 3.55%) 优于一景影像修正 (精度平均提升 2.70%) 和两景影像修正 (精度平均提升 1.47%)。在市级尺度和县级尺度上, 3 种遥感修正模型修正后的混合估产模型估产精度均超过 90%。由于利用三景影像修正结果最稳定, 对于估产精度提升幅度最大, 故本研究选择三景遥感影像修正模型来构建

最终的混合估产模型。

2.3.3 三种模型估产结果对比 以统计数据作为真实值,将传统趋势产量模型、ARIMA 模型修正后的趋势产量模型和混合估产模型进行对比,结果见表 4。真实值为 2015 年北京市统计年鉴中冬小麦单产数据。

在市级尺度上,传统趋势模型、ARIMA 修正后的趋势模型、混合估产模型精度均达到 93%以上。而在县级尺度上,传统趋势模型在房山区(精度 78.29%)、平谷区(精度 84.56%)精度偏低,引入 ARIMA 模型对传统趋势单产模型进行修正,修正后的 6 个县估产精度提高,两个县估产精度降低,其中怀柔县精度提升最大,为 9.07 个百分点,但仍存在房山区(精度 83.84%)、平谷区(精度 88.33%)精度未达到 90%,整体上平均精度提高 1.59 个百分点,也说明了本研究引入 ARIMA 模型修正的必要性。传统

趋势单产模型和 ARIMA 修正后的趋势单产模型仅考虑统计学中的意义,能反映出产量变化的整体趋势,却很难体现出地域性的差异,并且由突发自然灾害或其他原因引发的产量变化很难用传统统计模型预测,故引入遥感修正单产模型,汲取遥感影像具有时效性和空间分辨率高的优点,构建混合估产模型,与真实值(2015 年统计数据)比较,最终精度均达到 90%以上,混合估产模型与遥感模型修正前的趋势模型对比,平均估产精度提高 3.55%。

总之,混合估产模型在市级尺度上北京市冬小麦估产精度达到 98.7%,除房山的估产精度为 90.3%之外,其他区县的精度均达到 95%以上,满足县级尺度估产的要求,整体精度比较高。其中海淀区由于统计年鉴数据不全,没有完整的单产数据,无法进行 ARIMA 模型和遥感修正单产模型修正处理。

表 4 冬小麦估产模型结果

Table 4 The estimated values of winter wheat yield by different estimation models

地区 Region	1*	2*	3*	4*	5*	6*	7*	8*	9*	10*
北京市 Beijing	5.3568	5.6378	0.9475	-0.1027	5.5351	0.9667	-0.2432	5.2919	0.0649	0.9879
海淀区 Haidian	5.0973	5.2162	0.9767	—	5.2162	0.9767	—	5.2162	0.1189	0.9767
房山区 Fangshan	4.8323	5.8813	0.7829	-0.2681	5.6131	0.8384	-0.3137	5.2994	0.4672	0.9033
通州区 Tongzhou	6.1304	6.3359	0.9665	0.0060	6.3419	0.9655	-0.1961	6.1458	0.0155	0.9974
密云县 Miyun	4.2048	4.5472	0.9186	0.0669	4.6141	0.9027	-0.3544	4.2597	0.0549	0.9869
平谷区 Pinggu	4.8644	5.6155	0.8456	-0.1833	5.4322	0.8833	-0.4487	4.9834	0.1191	0.9755
大兴区 Daxing	5.1090	5.5772	0.9084	-0.0323	5.5448	0.9147	-0.4121	5.1327	0.0237	0.9954
昌平区 Changping	4.0850	4.2028	0.9711	-0.1061	4.0967	0.9971	0.0496	4.1463	0.0614	0.9850
顺义区 Shunyi	5.5596	6.0121	0.9186	-0.1500	5.8621	0.9456	-0.0535	5.8086	0.2490	0.9552
怀柔区 Huairou	4.2200	4.4198	0.9527	-0.3828	4.0369	0.9566	0.3758	4.4127	0.1927	0.9543

1* 真实值 True value($t\text{-hm}^2$); 2* 传统趋势单产 Traditional trend yield ($Y_c, t\text{-hm}^2$); 3* 传统趋势单产精度 Accuracy of traditional trend yield; 4* ARIMA 模型修正值 Corrected value by ARIMA model ($Y_{ARIMA}, t\text{-hm}^2$); 5* 趋势单产 Trend yield ($Y_t, t\text{-hm}^2$); 6* 趋势单产精度 Accuracy of trend yield; 7* 遥感修正单产 Remote sensing correction yield ($Y_s, t\text{-hm}^2$); 8* 混合估产模型预测单产 Estimation yield by the hybrid yield estimation model ($Y, t\text{-hm}^2$); 9* 混合估产模型单产误差项 Yield error of the hybrid yield estimation model ($U_0, t\text{-hm}^2$); 10* 混合估产模型精度 Accuracy of the hybrid yield estimation model

混合估产模型与传统趋势单产模型和趋势单产模型相对误差进行对比,如图 2 所示,整体误差大小排序为传统趋势单产模型相对误差>趋势单产模型相对误差>混合估产模型相对误差,反映出混合估产模型精度最高;并且在利用 ARIMA 模型修正后的趋势产量模型,相比传统趋势单产模型在整体估产精度上有一定程度提高;而利用遥感修正模型修正后的混合估产模型,整体估产精度进一步提升,房山、平谷地区的估产精度明显提高。

3 讨论

统计预测模型能够稳定反映冬小麦单产变化,但推广性差,且由于统计数据多以行政单元为基础,基于统计预测模型估算出的作物产量往往尺度较低,只能反映行政单元尺度(如市、县)作物产量的整体水平;遥感预测模型能够及时快速地获得大面积作物信息,并可以预测出像元尺度的产量,但其预测精度不稳定。

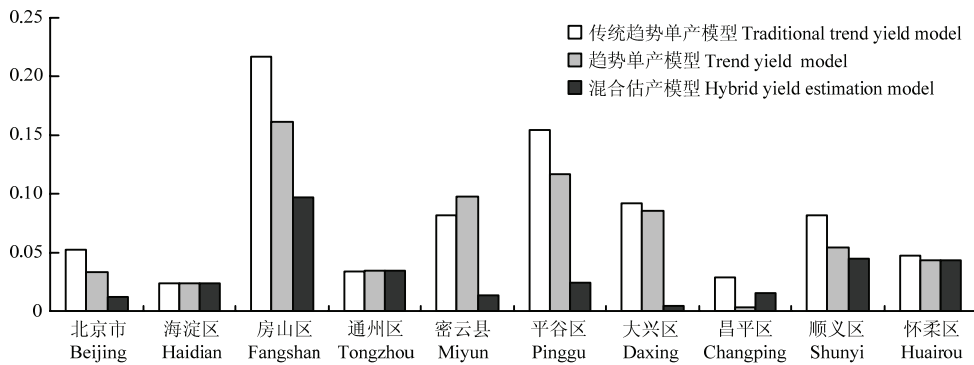


图 2 相对误差对比

Fig. 2 A contrastive study of relative error

本文提出的混合估产模型综合考虑了统计预测模型和遥感模型特点，利用长时间序列冬小麦单产统计数据，充分考虑冬小麦在时间尺度上的变化趋势，估算趋势单产，得到预测年份较低尺度作物产量的估计值，进而利用估测年份实测地块样方作物产量与遥感影像反映作物长势的植被指数 NDVI 进行回归建模，植被指数 NDVI 能反映不同空间地域冬小麦长势的差异，即冬小麦在空间尺度上的变化，进一步修正趋势单产，得到最终的产量估计值。该模型是时间尺度和空间尺度相结合的估产模型。

与已有的主流估产方法相比，该方法扬长避短，相比于统计预测模型，该方法能体现出地域性的差异，可以反映出突发自燃灾害或其他原因引发的产量变化。相比于遥感预测模型，我们的预测方法由于融合了统计学的方法，能更好的反映出产量变化的整体趋势，使得估产精度更稳定。相比农学估产模型来说，简单易操作且估产精度较高。此外，本文方法可以得到不同尺度（北京市市级尺度、各县区级尺度、地块级尺度和像元级尺度）产量估算结果，例如图 3 为利用本文提出的混合估产模型对顺义地区 2015 年冬小

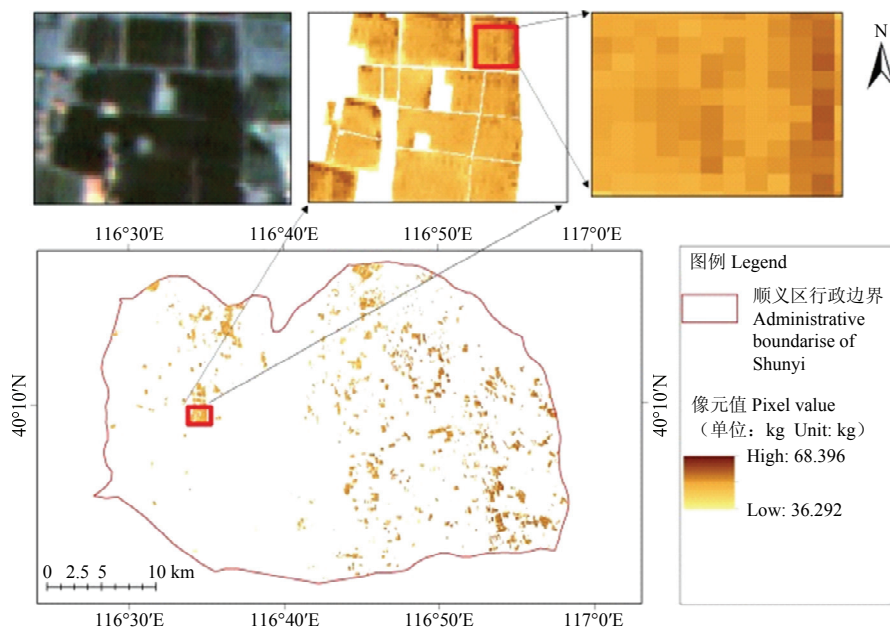


图 3 混合估产模型估产结果

Fig. 3 The results by using the hybrid yield estimation model

麦产量的估产结果。这里要特别说明的是由于没有像元级的实测单产, 本文没有进行像元级别的单产估测结果精度评价。

此外, 本文实测地块只有 42 个, 实测地块数量太少在一定程度上影响着模型的精度, 可通过增加每个区县实测地块数量, 针对每个区县做遥感修正模型, 来提高模型精度。

4 结论

4.1 本文所提出的混合估产模型精度要高于传统趋势单产模型, 混合估产模型在市级尺度和区县级尺度均取得较高精度。具体来说, 混合估产模型对北京市的冬小麦单产预测精度达到 98.7%, 各区县估产精度均超过 90%, 除房山(90.3%)外, 各县单产预测相对精度均超过 95%; 而传统趋势单产模型对北京市的冬小麦单产预测精度达到 94.75%, 但在区县尺度上, 传统估产模型预测精度较低, 对房山区的估产精度不足 80%。

4.2 在趋势修正单产模型的建立过程中, 引入 ARIMA 模型可以提高传统趋势单产模型的精度。修正后的趋势单产模型冬小麦单产预测精度平均提高了 1.59%。

4.3 本文建立的遥感修正模型, 利用三景遥感影像修正结果最优, 此方法使冬小麦估产精度整体提升 3.55%, 尤其是房山、平谷等区县, 精度明显提升。

本文所提出的混合估产模型在市级尺度和县级尺度上预测冬小麦单产均取得较高精度, 充分考虑冬小麦时间尺度和空间尺度上的变化, 对农作物估产有一定的指导意义。

References

- [1] 张东霞, 张继贤, 常帆, 梁勇. 遥感技术在主要粮食作物估产中的应用. *测绘科学*, 2014, 39(11): 95-103.
ZHANG D X, ZHANG J X, CHANG F, LIANG Y. A review on application of remote sensing technology in main food crop yield estimation. *Science of Surveying and Mapping*, 2014, 39(11): 95-103. (in Chinese)
- [2] 胡莹瑾, 崔海明. 基于 RS 和 GIS 的农作物估产方法研究进展. *国土资源遥感*, 2014, 26(4): 1-7.
HU Y J, CUI H M. Progress in the study of crop yield estimation methods based on remote sensing and geographic information system. *Remote Sensing for Land and Resources*, 2014, 26(4): 1-7. (in Chinese)
- [3] 赵文亮, 贺振, 贺军平, 朱连奇. 基于 MODIS-NDVI 的河南省冬小麦产量遥感估测. *地理研究*, 2012, 31(12): 2310-2319.
ZHAO W L, HE Z, HE J P, ZHU L Q. Remote sensing estimation for winter wheat yield in Henan based on the MODIS-NDVI data. *Geographical Research*, 2012, 31(12): 2310-2319. (in Chinese)
- [4] 徐新刚, 吴炳方, 蒙继华, 李强子, 黄文江, 刘良云, 王纪华. 农作物单产遥感估算模型研究进展. *农业工程学报*, 2008, 24(2): 290-298.
XU X G, WU B F, MENG J H, LI Q Z, HUANG W J, LIU L Y, WANG J Y. Research advances in crop yield estimation models based on remote sensing. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2008, 24(2): 290-298. (in Chinese)
- [5] 卢艳丽, 胡昊, 自由路, 王磊, 王贺, 杨俐苹. 植被覆盖度对冬小麦冠层光谱的影响及定量化估产研究. *麦类作物学报*, 2010, 30(1): 96-100.
LU Y L, HU H, BAI Y L, WANG L, WANG H, YANG L P. Effects of vegetation coverage on the canopy spectral and yield quantitative estimation in wheat. *Journal of Triticeae Crops*, 2010, 30(1): 96-100. (in Chinese)
- [6] 孟庆岩, 李强子, 吴炳方. 农作物单产预测的运行化方法. *遥感学报*, 2004, 8(6): 602-610.
MENG Q Y, LI Q Z, WU B F. Operational method for crop yield prediction. *Journal of Remote Sensing*, 2004, 8(6): 602-610. (in Chinese)
- [7] 欧文浩, 苏伟, 薛文振, 夏小笼. 基于 HJ-1 卫星影像的三大农作物估产最佳时相选择. *农业工程学报*, 2010, 26(11): 176-182.
OU W H, SU W, XUE W Z, XIA X L. Selection of optimum phase for yield estimation of three major crops based on HJ-1 satellite images. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2010, 26(11): 176-182. (in Chinese)
- [8] 任建强, 陈仲新, 周清波, 唐华俊. 基于叶面积指数反演的区域冬小麦单产遥感估测. *应用生态学报*, 2010, 21(11): 2883-2888.
REN J Q, CHEN Z X, ZHOU Q B, TANG H J. LAI-based regional winter wheat yield estimation by remote sensing. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2010, 21(11): 2883-2888. (in Chinese)
- [9] IDSO S B, PINTER P J, JACKSON J R D, REGINATO R J. Estimation of grain yields by remote sensing of crop senescence rates. *Remote Sensing of Environment*, 1980, 9(1): 87-91.
- [10] BENEDETTI R, ROSSINI P. On use of NDVI profiles as a tool for agricultural statistics: The case study of wheat yield estimate and forecast in Emilia Romagna. *Remote Sensing of Environment*, 1993, 45(3): 311-326.
- [11] LI A, LIANG S, WANG A, QIN J. Estimating crop yield from multi-temporal satellite data using multivariate regression and neural network techniques. *Photogrammetric Engineering and Remote*

- Sensing*, 2007, 73(10): 1149-1157.
- [12] ABEDINPOUR M, SARANGI A, RAJPUT T B S, MAN S. Performance evaluation of Aqua Crop model for maize crop in a semi-arid environment. *Agricultural Water Management*, 2012, 110(3): 55-66.
- [13] 程志强, 蒙继华. 作物单产估算模型研究进展与展望. *中国生态农业学报*, 2015, 23(4): 402-415.
- CHENG Z Q, MENG J H. Research advances and perspectives on crop yield estimation models. *Chinese Journal of Eco-Agriculture*, 2015, 23(4): 402-415. (in Chinese)
- [14] 张宁, 盖钧镒. 基于 GreenSeeker 主动遥感的大豆 NDVI/RVI 分析与籽粒产量估测的初步研究[D]. 南京: 南京农业大学, 2013.
- ZHANG N, GAI J Y. A preliminary study on yield prediction of soybean based on active remote sensing NDVI/RVI analysis with "GreenSeeker"[D]. Nanjing: Nanjing Agricultural University, 2013. (in Chinese)
- [15] LOPRESTI M F, BELLA C M D, DEGIOANNI A J. Relationship between MODIS-NDVI data and wheat yield: A case study in Northern Buenos Aires province, Argentina. *Information Processing in Agriculture*, 2015, 2(2): 73-84.
- [16] ZHAO Y, CHEN X P, CUI Z L, LOBELL D B. Using satellite remote sensing to understand maize yield gaps in the North China Plain. *Field Crops Research*, 2015, 183: 31-42.
- [17] 吴炳方. 全国农情检测与估产的运行化遥感方法. *地理学报*, 2000, 55(1):23-35.
- WU B F. Operational remote sensing methods for agricultural statistics. *Acta Geographica Sinica*, 2000, 55(1): 23-35. (in Chinese)
- [18] 朱再春, 陈联裙, 张锦水, 潘耀忠, 朱文泉. 基于信息扩散和关键期遥感数据的冬小麦估产模型. *农业工程学报*, 2011, 27(2): 187-193.
- ZHU Z C, CHEN L Q, ZHANG J S, PAN Y Z, ZHU W Q. Winter wheat yield estimation model based on information diffusion and remote sensing data at major growth stages. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2011, 27(2): 187-193. (in Chinese)
- [19] 祝高明, 罗红霞. 基于光谱数据和农学参数的柑橘估产研究[D]. 重庆: 西南大学, 2012.
- ZHU G M, LUO H X. Research on the estimation of citrus yield based on the spectral data and agronomy parameters[D]. Chongqing: Southwest University, 2012. (in Chinese)
- [20] 林文鹏, 黄敬峰, 胡小猛, 赵敏. 基于 MODIS 温度指数被角度指数的农作物估产模型研究. *红外与毫米波学报*, 2010, 29(6): 476-480.
- LIN W P, HUANG J F, HU X M, ZHAO M. Crop yield forecast based on MODIS temperature-vegetation angle index. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2010, 29(6): 476-480. (in Chinese)
- [21] 钱永兰, 候英雨, 延昊, 毛留喜, 吴门新, 何延波. 基于遥感的国外作物长势监测与产量趋势估计. *农业工程学报*, 2012, 28(13): 166-171.
- QIAN Y L, HOU Y Y, YAN H, MAO L X, WU M X, HE Y B. Global crop growth condition monitoring and yield trend prediction with remote sensing. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2012, 28(13): 166-171. (in Chinese)
- [22] 宁佐荣, 刘洪斌. 基于 MODIS 数据的低山丘陵区水稻估产模型研究[D]. 重庆: 西南大学, 2014.
- NING Z R, LIU H B. The study on the model of rice yield estimation based on MODIS data in low mountains and hills[D]. Chongqing: Southwest University, 2014. (in Chinese)
- [23] 刘扬, 周清波, 刘佳, 邓辉. 基于遥感和 WebGIS 的冬小麦估产支持系统. *中国农业科学*, 2008, 41(10): 3371-3375.
- LIU Y, ZHOU Q B, LIU J, DENG H. Study on remote sensing and WebGIS-based winter wheat yield estimating supporting system. *Scientia Agricultura Sinica*, 2008, 41(10): 3371-3375. (in Chinese)
- [24] 程乾. 基于 MODIS 产品水稻遥感估产模型研究. *农业工程学报*, 2006, 22(3): 79-83.
- CHENG Q. Models for rice yield estimation using remote sensing data of MODIS. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2006, 22(3): 79-83. (in Chinese)
- [25] 闫岩. 基于定量遥感产品和作物生长模型同化的农作物长势检测与估产方法研究[D]. 北京: 中国科学院, 2006.
- YAN Y. Study on crop growth monitoring and yield prediction by assimilation of quantitative remote sensing product and crop growth model[D]. Beijing: Chinese Academy of Sciences, 2006. (in Chinese)
- [26] 浩宇. ORYZA2000 模型与遥感信息耦合检测水稻生长[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2013.
- HAO Y. Rice growth monitoring based on ORYZA2000 model and remote sensing data[D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science & Technology, 2013. (in Chinese)
- [27] LI Z H, JIN X L, ZHAO C J, WANG J H, XU X G, YANG G Y, LI C J, SHEN J X. Estimating wheat yield and quality by coupling the DSSAT-CERES model and proximal remote sensing. *European Journal of Agronomy*, 2015, 71: 53-62.
- [28] HUANG J X, TIAN L Y, MA H Y, BECKER-RESHEF I, HUANG Y B, SU W, ZHANG X D, ZHU D H, WU W B. Improving winter wheat yield estimation by assimilation of the leaf area index from Landsat TM and MODIS data into the WOFOST model. *Agricultural*

- and *Forest Meteorology*, 2015, 204: 106-121.
- [29] 陈劲松, 黄健熙, 林琚, 裴志远. 基于遥感信息和作物生长模型同化的水稻估产方法研究. *中国科学(信息科学)*, 2010, 40(Suppl.1): 173-183.
- CHEN J S, HUANG J X, LIN H, PEI Z Y. Rice yield estimation by assimilation remote sensing into crop growth model. *Science China (Information Sciences)*, 2010, 40(Suppl.1): 173-183. (in Chinese)
- [30] 李妍. 基于 WOFOST-HYDRUS 耦合模型的玉米遥感估产研究[D]. 兰州: 兰州大学, 2012.
- LI Y. Study on maize yield estimation using remote sensing technology integrated with coupled WOFOST and HYDRUS models [D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2012. (in Chinese)
- [31] WANG R Y, BOWLING L C, CHERKAUER K A. Estimation of the effects of climate variability on crop yield in the Midwest USA. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2016, 216: 141-156.
- [32] MA Y P, WANG S L, ZHANG L, HOU Y Y, ZHUANG L W, HE Y B, WANG F T. Monitoring winter wheat growth in North China by combining a crop model and remote sensing data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2008, 10(4): 426-437.
- [33] DEIHIMFARD R, MAHALLATI M N, KOOCHEKI A. Yield gap analysis in major wheat growing areas of Khorasan province, Iran, through crop modeling. *Field Crops Research*, 2015, 184: 28-38.
- [34] TOUMI J, ER-RAKI S, EZZAHAR J, KHABBA S, JARLAN L, CHEHBOUNI A. Performance assessment of Aqua Crop model for estimating evapotranspiration, soil water content and grain yield of winter wheat in Tensift Al Haouz (Morocco): Application to irrigation management. *Agricultural Water Management*, 2016, 163(1): 219-235.
- [35] VAN LIER Q D J, WENDROTH O, VAN DAM J C. Prediction of winter wheat yield with the SWAP model using pedotransfer functions: An evaluation of sensitivity, parameterization and prediction accuracy. *Agricultural Water Management*, 2015, 154: 29-42.
- [36] YAO F M, TANG Y J, WANG P J, ZHANG J H. Estimation of maize yield by using a process-based model and remote sensing data in the Northeast China Plain. *Physics and Chemistry of the Earth*, 2015, 87: 142-152.
- [37] 王培娟, 谢东辉, 张佳华, 孙睿, 陈声海, 朱启疆. BEPS 模型在华北平原冬小麦估产中的应用. *农业工程学报*, 2009, 25(10): 148-153.
- WANG P J, XIE D H, ZHANG J H, SUN R, CHEN S H, ZHU Q J. Application of BEPS model in estimating winter wheat yield in North China Plain. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2009, 25(10): 148-153. (in Chinese)
- [38] 余福水. EPIC 模型应用于黄淮海平原冬小麦估产的研究—以栾城为例[D]. 北京: 中国农业科学院, 2007.
- YU F S. Yield estimation of winter wheat with EPIC model in Huang-Huai-Hai Plain—A case study in Luancheng, Hebei[D]. Beijing: Chinese Academy of Agricultural Sciences, 2007. (in Chinese)
- [39] MIRSCHEL W, WIELAND R, WENKEL K O, NENDOL C, GUDDAT C. YIELDSTAT-A spatial yield model for agricultural crops. *European Journal of Agronomy*, 2014, 52: 33-46.
- [40] HUANG J X, SEDANO F, HUANG Y B, MA H Y, LI X L, LIANG S L, TIAN L Y, ZHUANG X D, FAN J L, WU W B. Assimilating a synthetic Kalman filter leaf area index series into the WOFOST model to improve regional winter wheat yield estimation. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2016, 216: 188-202.
- [41] 王耕, 王嘉丽, 苏柏灵. 基于 ARIMA 模型的辽河流域生态足迹动态模拟与预测. *生态环境学报*, 2013, 22(4): 632-638.
- WANG G, WANG J L, SU B L. Dynamic simulation and prediction of ecological footprint in Liaohe River Basin based on ARIMA model. *Ecology and Environmental Sciences*, 2013, 22(4): 632-638. (in Chinese)
- [42] MARTA A D, ORLANDO F, MANCINI M, GUASCONI F, MOTHAR, QU J, ORLANDINI S. A simplified index for an early estimation of durum wheat yield in Tuscany (Central Italy). *Field Crops Research*, 2015, 170(1): 1-6.

(责任编辑 杨鑫浩)