

冬小麦遥感估产回归尺度分析

陈联裙¹, 朱再春¹, 张锦水^{1*}, 张群², 潘耀忠¹

(1. 北京师范大学资源学院, 地表过程与资源生态国家重点实验室, 北京 100875;
2. 国家统计局北京调查总队农村处, 北京 100054)

摘要: 将统计业务和遥感估产结合起来, 以北京市统计局提供的实割实测产量数据作为野外样方, 利用抽样村和地块两种尺度的实测数据, 用抽样村整体回归、地块整体回归和地块分层回归 3 种方法进行遥感估产, 将所得结果与北京市统计局发布的统计单产从不同级别进行比较分析。结果表明, 利用抽样村和地块两种尺度的实测数据进行回归估产都可以得到高精度的市级单产; 在区县级别上利用地块尺度的实测数据进行估产得到的区县级单产精度高于抽样村尺度; 在村级上利用地块实测数据进行单产预测能够较抽样村尺度更好的反映实际单产, 模型更加稳定。因此, 利用地块尺度的实测产量数据建立整体回归和分层回归模型都是可行, 有效的, 可以得到小区域尺度高精度的单产结果。

关键词: 农作物, 遥感, 估产, 尺度, 实割实测数据, NDVI, 分层

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2010.z1.032

中图分类号: TP79: S127

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2010)-Supp.1-0169-07

陈联裙, 朱再春, 张锦水, 等. 冬小麦遥感估产回归尺度分析[J]. 农业工程学报, 2010, 26(Supp. 1): 169-175.

Chen Lianqun, Zhu Zaichun, Zhang Jinshui, et al. Regression scale analysis of winter wheat yield estimation by remote sensing[J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(Supp.1): 169-175. (in Chinese with English abstract)

0 引言

作物生长状况的动态监测和产量的及时、准确预测, 对于国家粮食政策的制定、价格的宏观调控、农村经济的发展以及对外粮食贸易具有重要意义^[1]。对于作物长势监测和产量预测, 遥感技术已被证明是一种十分经济有效的手段^[2-5], 具有宏观、综合、动态和快速等优点^[6]。

目前, 利用遥感手段进行作物估产的方法, 依据其模型特点可以分为 3 类^[7]: 1) 经验模型或统计模型方法, 2) 机理模型方法, 3) 半经验(半机理)模型方法。当前遥感估产主要的常规方法仍是遥感经验模型。该模型是选取一些能反映作物生长发育过程且与该过程密切相关的遥感指标, 建立遥感指标与产量之间的相关模式。它不考虑作物产量形成的复杂过程, 模型简洁明了, 计算方便, 是一种较为普遍应用的产量估算模式^[8]。王长耀^[9], 任建强^[10]等人的研究表明选用 NDVI, EVI 等植被指数建立与产量之间的线性回归关系能够得到很好的估产结果。Dobermann^[11]等人的研究表明水稻的叶面积指数(LAI)和产量直接相关。

遥感经验模型作为遥感估产的主要常规方法, 得到较为广泛的应用^[12]。当前该模型大多应用于大范围的估产, 仍没有在小区域尺度进行准确遥感估产的研究成果,

主要由于在大范围估产时所用遥感数据大多为低分辨率数据, 难以获得小区域尺度作物面积的精确分布, 通常也没有足够的野外样方数据支撑小尺度估产模型。

本文将统计业务和遥感结合起来, 利用实割实测产量数据, 在高精度的冬小麦空间分布数据的支持下, 选用冬小麦多个生育期的遥感影像, 获取冬小麦范围内的归一化植被指数(NDVI)图。根据野外实测数据种类的不同, 用抽样村和地块两种尺度的实测数据分别用抽样村整体回归、地块整体回归和地块分层回归 3 种方法进行遥感估产。将得到的 3 种遥感估产结果与统计单产从不同级别进行比较分析, 进行在小区域内冬小麦遥感估产回归尺度的分析研究。

1 研究区概况和数据准备

1.1 研究区概况

北京市(如图 1)地处华北平原西北边缘, 东经 115.42~117.5°, 北纬 39.43~41.05°之间, 气候为典型的暖温带半湿润大陆性季风气候, 夏季高温多雨, 冬季寒冷干燥, 春、秋短促。根据北京市历年的物候数据和统计数据显示, 冬小麦一般在上一年 10 月初种植, 当年的 6 月中旬左右收割。2009 年北京市种植冬小麦的区县有 11 个, 其中房山区, 大兴区, 通州区和顺义区是北京市 4 大冬小麦主产区, 昌平区, 密云县, 平谷县和怀柔区的冬小麦种植得较少, 丰台区, 海淀区和朝阳区种植得更为稀少。

1.2 数据准备

1.2.1 环境减灾小卫星遥感数据

本文选取的影像数据包括 2009-03-22, 2009-04-16, 2009-05-23 3 期 HJ-1 CCD 数据, 分别为冬小麦的拔节期,

收稿日期: 2010-04-19 修订日期: 2010-07-23

基金项目: 国家粮食主产区粮食作物种植面积遥感测量与估产业务系统(2006AA120101); 北京市统计生态资源遥感测量运行系统

作者简介: 陈联裙(1987-), 女, 四川泸州人, 主要从事农作物遥感估产研究。北京 北京师范大学资源学院, 100875。Email: chenlyao320@ires.cn

*通信作者: 张锦水(1978-), 男, 河北人, 博士, 现从事统计遥感, 遥感信息提取等方面的研究。北京 北京师范大学资源学院, 100875。

Email: zhangjsh@ires.cn

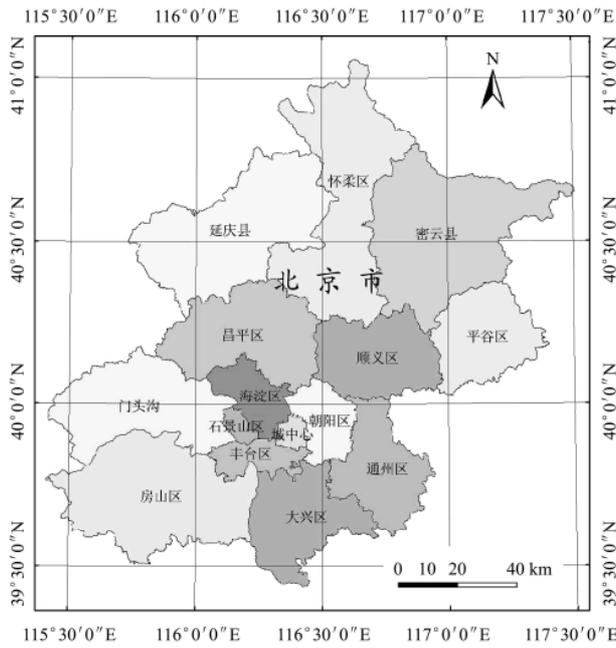


图1 研究区位置

Fig.1 Location of the study area

抽穗期和灌浆期。遥感影像的数据预处理包括大气校正和几何校正等过程。在 ENVI 软件中, 利用 HJ-1 卫星的大气纠正参数进行辐射定标, 再在 FLASSH 模块中完成大气纠正。然后利用北京市 1:5 万的道路框矢量数据作为底图进行几何精校正, 控制配准误差在 0.5 个像元以内。

1.2.2 冬小麦空间分布

冬小麦遥感识别结果能够准确的反映其空间分布, 是冬小麦遥感估产的重要基础。本次研究中利用多时相的环境减灾小卫星数据 (2008-10-10, 2008-10-26, 2009-05-04) 基于 SVM(支撑向量机)进行预分类, 再用 PCVA 变化检测法提取出冬小麦的空间分布^[13] (如图2),

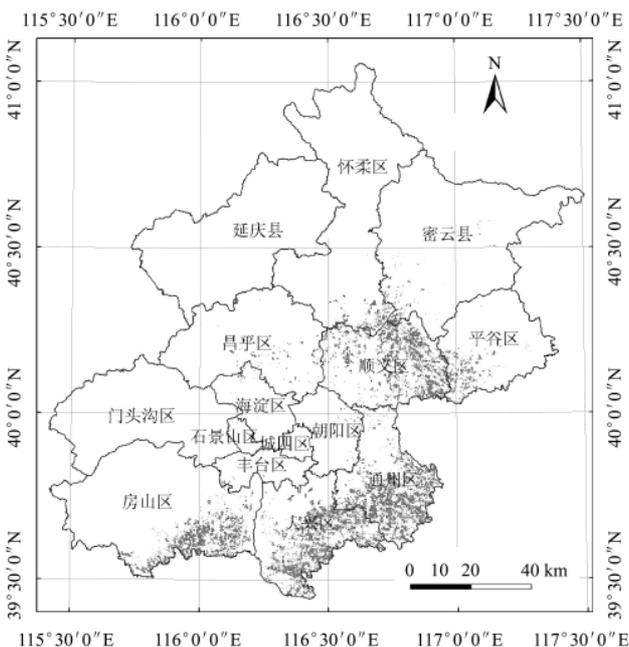


图2 冬小麦空间分布

Fig.2 Distribution of winter wheat in study area

得到冬小麦总面积为 60 220 hm², 与北京市统计局发布的 60 454 hm² 相差非常小, 并且各个区县的面积也和统计数据非常接近 (见表1)。

表1 冬小麦遥感解译面积和统计面积对比

Table 1 Comparison of winter wheat area interpreted by remote sensing and statistics data

区县名	遥感解译面积/hm ²	统计面积/hm ²	精度/%
昌平区	870	892	97.47
朝阳区	189	256	64.42
大兴区	14326	14063	98.16
房山区	10130	10065	99.36
丰台区	96	72	74.98
海淀区	165	148	89.91
怀柔区	1657	1898	85.43
密云县	1067	1103	96.62
平谷区	2467	2405	97.48
顺义区	13521	13937	96.92
通州区	15733	15599	99.15
北京市	60220	60454	99.61

1.2.3 实割实测产量数据

野外实割实测数据是由北京市统计局提供的两种尺度的数据, 即冬小麦抽样村实测产量 (总共为 80 个) 和抽样村内实割实测地块产量数据 (总共 271 个), 空间分布如图3所示。冬小麦抽样村是北京市统计局用 10 年一次的农普数据进行 MPSS 抽样生成, 分布科学合理。MPSS 方法采用了多变量与抽样单元规模成比例的概率抽样, 实现多目标抽样^[14]。在每个抽样村内以地块预产产量为指标进行 PPS 抽样抽取一定数目的地块, 按照开方法^[15] 在每个抽中地块中选取 5 个样本点, 样本点位置计算步骤如下:

1) 计算全距

$$\text{全距} = \sqrt{S/n} \quad (1)$$

式中: S——抽中地块的面积, m²; n——样本点数目。

2) 样本点位置计算:

第一个样本点: 长、宽的半距 (全距的一半) 距离交汇处;

第二个样本点: 第一个样本点+全距;

以此类推, 得到剩下 3 个样本点的具体位置。

确定好样本点位置后, 在冬小麦收割期 (6 月 10 日—15 日左右) 收割 5 个样本点 (每个样本点收割 1 m×1 m 的冬小麦) 的冬小麦进行脱粒晾晒称重以计算抽中地块的单产, 并由各抽中地块的单产面积加权得到抽样村的实测单产, 因此野外实割实测可以得到抽样村和地块两种尺度的实测产量数据。

2 技术方法

本文利用多期环境减灾小卫星影像, 通过标准数据预处理, 分别获取 NDVI 值图, 利用抽样村和地块两种尺度的实测产量数据分别用抽样村整体回归、地块整体回归和地块分层回归 3 种方法进行遥感估产。技术流程如图4所示。

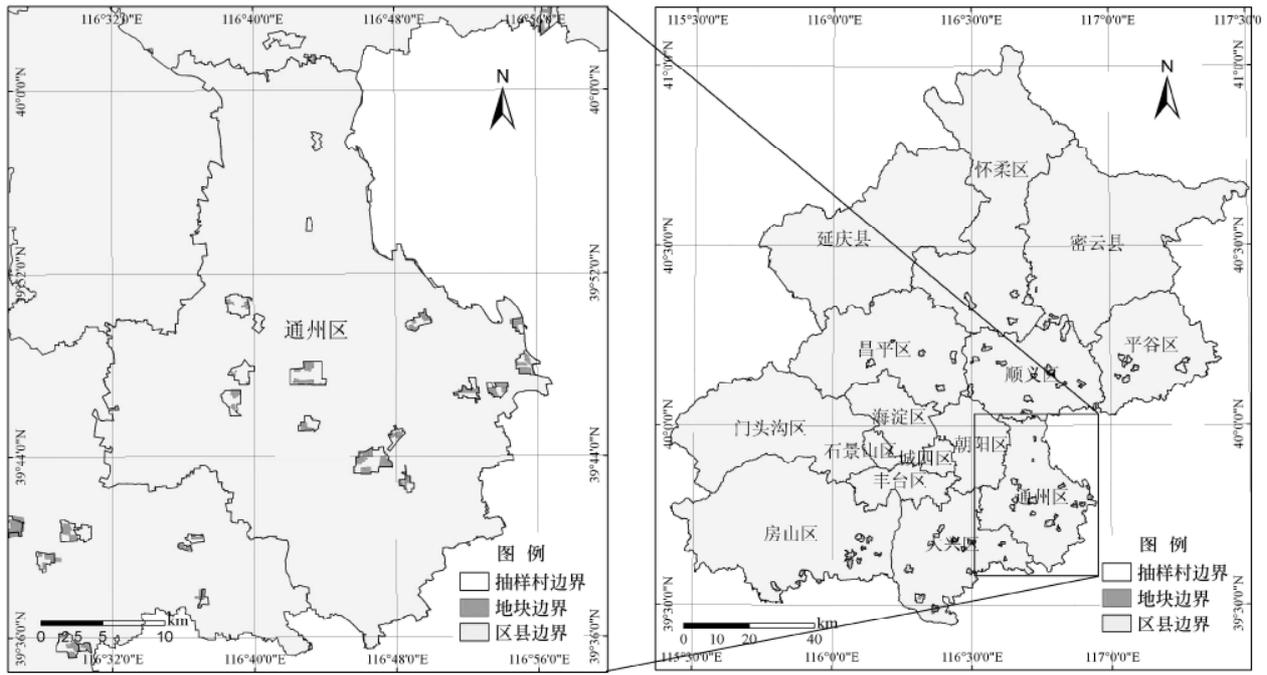


图 3 冬小麦抽样村和实割实测地块分布图
Fig.3 Distribution of winter wheat sample villages and plots

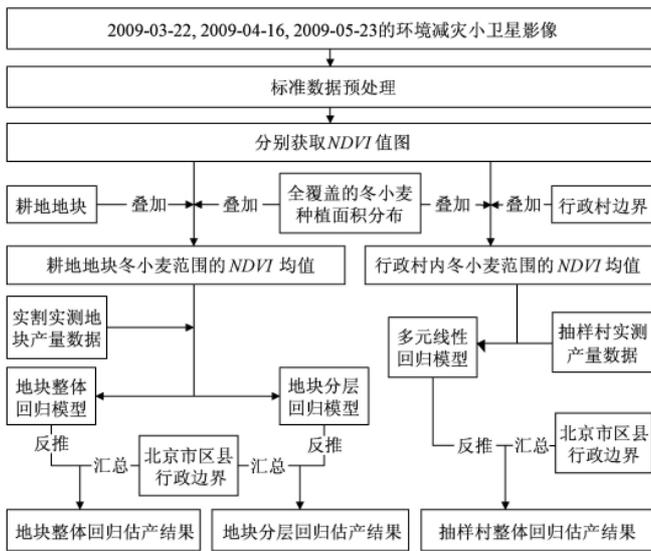


图 4 冬小麦估产技术流程图
Fig.4 Technology flow chart of winter wheat yield estimation

2.1 植被指数选择

研究表明, 归一化植被指数 $NDVI$ 与作物的叶面积指数和生物量有较好的相关关系^[16]。 $NDVI$ 除了是反映植被生长状态及植被覆盖度的最佳因子外, 还可部分消除与太阳高度角、地形、云/阴影和大气条件有关的辐照度条件变化等的影响, 因此该指数对于植被具有较强的响应能力。上述原因决定了 $NDVI$ 在大范围植被动态监测中, 特别是在作物估产中的重要地位^[17]。因此本文选取 $NDVI$ 对冬小麦进行估产, 建立 $NDVI$ 和实际产量之间的线性回归模型。 $NDVI$ 的计算公式

$$NDVI = \frac{R_n - R_r}{R_n + R_r} \quad (2)$$

式中: R_n ——近红外波段反射率; R_r ——红光波段反射率。

利用 3 期环境减灾小卫星影像分别获取 $NDVI$ 值图, 为便于分层计算, 将 $NDVI$ 的值乘以 255, 并与冬小麦面积分布图叠加得到冬小麦范围内的 $NDVI$ 值图, 再将 $NDVI$ 值图分别与耕地地块和行政村边界空间叠加, 将每个耕地地块和行政村内的 $NDVI$ 累加求平均, 得到耕地地块和行政村的 $NDVI$ 均值。

2.2 冬小麦遥感估产

多元线性回归模型就是建立多个遥感指标与实测作物产量之间的线性关系, 下面以 $NDVI$ 为例, 方程如下

$$y = a + b_1x_1 + b_2x_2 + b_3x_3 \quad (3)$$

式中: y ——实割实测产量, kg/hm^2 ; x_1 ——冬小麦估产基本单元内 2009-03-22 的 $NDVI$ 均值; x_2 ——冬小麦估产基本单元内 2009-04-16 的 $NDVI$ 均值; x_3 ——冬小麦估产基本单元内 2009-05-23 的 $NDVI$ 均值。

2.2.1 抽样村整体回归

由于抽样村数量较少, 未对其进行分层, 将抽样村实测产量与村内冬小麦 $NDVI$ 均值对应起来, 建立实测产量与三期 $NDVI$ 均值的多元线性回归方程如式 (4), 将每个行政村的 $NDVI$ 均值带入该式, 得到该行政村的冬小麦产量, 结合每个行政村的冬小麦面积, 汇总得到市级和县级的遥感单产。

$$y = 239.467 + 0.916x_1 + 0.239x_2 + 0.035x_3 \quad (R^2=0.452) \quad (4)$$

2.2.2 地块整体回归

将所有实割实测地块产量与地块 $NDVI$ 均值对应起来, 建立实测地块产量与 3 期 $NDVI$ 均值之间的多元线性回归方程如式 (5), 将每个耕地地块的 $NDVI$ 均值带入该式, 获取该地块的冬小麦产量, 结合耕地地块的冬小

麦面积，汇总得到市级和区县级的遥感单产。

$$y = 275.659 + 0.686x_1 + 0.507x_2 - 0.291x_3 \quad (R^2=0.561) \quad (5)$$

2.2.3 地块分层回归

1) 耕地地块分层

分层是将总体分成互不重叠且穷尽的若干个子总体，每一个单元必属于且仅属于一个子总体。“层”具有层内变异小，层间变异大的性质。本文对耕地地块进行分层的目的是使得各层内方差和最小，层内冬小麦生长状况更加相似，地块 NDVI 均值和实际产量的线性拟合关系更加稳定，试验在分层情况下能否得到更为准确的遥感预测结果。

本文采用累计平方根法确定分层界限，以冬小麦地块的 3 期 (2009-03-22, 2009-04-16, 2009-05-23) NDVI 均值的算术平均值为分层标志将耕地地块分为 6 层^[18]。分层标志以 1 为组距，将耕地地块的 NDVI 平均值分组，计算各组频率 (f)、频率累加值和频率开方 (\sqrt{f}) 累加，得到 NDVI 分层界限^[19]，分层参数见表 2。

表 2 耕地地块分层参数
Table 2 Stratified parameters of land plots

层号	NDVI 分层界限	层总样本量	冬小麦面积/hm ²
1	[43, 86]	1 958	2 182
2	[87, 97]	2 225	6 785
3	[98, 107]	2 239	12 302
4	[108, 118]	1 883	13 859
5	[119, 131]	1 517	16 128
6	[132, 162]	761	9 584

根据表 2 中的 NDVI 分层界限得到冬小麦地块 NDVI 分层图 (如图 5)，深绿色代表 NDVI 较高的地块，红色

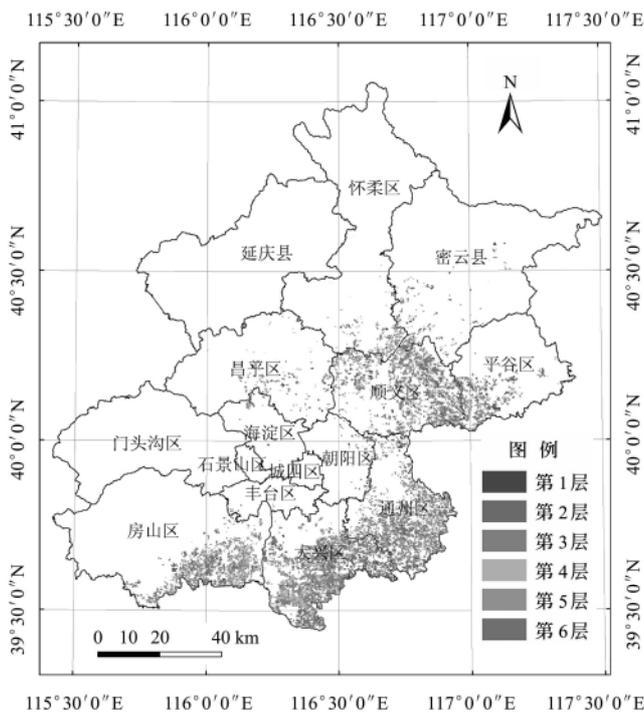


图 5 冬小麦 NDVI 分层图

Fig 5 Stratification of winter wheat NDVI

代表 NDVI 较低的地块。可以看到，NDVI 较高的地块主要分布于房山区，通州区，大兴区和顺义区，其他区县的地块 NDVI 相对较低，这与整个北京市各区县冬小麦产量趋势吻合。

2) 分层回归遥感估产

将实割实测的地块产量数据归入 6 个层，拟合出每个层实割实测地块产量和 3 期 NDVI 均值的多元线性回归方程 (如表 3)，将每个地块的 3 期 NDVI 均值代入该地块所在层的回归方程，获取地块的产量，结合地块的冬小麦面积，汇总得到市级和区县级的遥感单产。

表 3 地块分层遥感估产模型参数
Table 3 Parameters of yield models of stratified regression by remote sensing

层数	样本数	估产模型	R ²
1	15	$y = 119.763 + 2.147x_1 - 1.742x_2 + 1.921x_3$	0.386
2	28	$y = 148.383 + 4.408x_1 - 2.075x_2 + 0.632x_3$	0.470
3	46	$y = 139.828 + 1.724x_1 + 1.314x_2 - 0.452x_3$	0.572
4	61	$y = 85.309 + 2.005x_1 + 0.864x_2 + 0.054x_3$	0.616
5	69	$y = 281.361 + 0.27x_1 + 1.084x_2 - 0.581x_3$	0.648
6	52	$y = 65.855 + 1.197x_1 + 1.212x_2 + 0.007x_3$	0.682

2.2.4 小区县估产结果调整

朝阳区，丰台区和海淀区这 3 个冬小麦种植面积较小的区县没有实割实测产量数据，其估产结果平均了下面两种方法得到最终预测产量，一种是根据实割实测产量数据线性回归反推得到的产量，另一种是由历年产量数据得来的趋势产量。趋势产量由正常气象因子条件下的农业生产技术水平确定，一般来说农业生产技术水平在时间序列变化上比较平稳，因此趋势产量通常表现为时间的正函数^[20]。趋势产量可以通过历史产量时间序列数据拟合分析得出，把时间作为自变量，用函数关系模拟趋势产量并做出预测。本文以移动平均拟合法对近 20 年的 3 个冬小麦种植小区县的历史统计产量进行拟合，预测出 2009 年该区县的趋势产量。

3 结果与分析

3.1 估产结果

由以上方法得到 3 种冬小麦遥感估产结果 (如表 4)，产量单位均为 kg/hm²。其中统计单产为 2009 年北京市统计局发布的冬小麦单产。

3.2 结果分析

3.2.1 验证指标

本文采取统计学中常用的两种指标：均方根误差 (RMSE) 和决定系数 (R²) 评价冬小麦预测结果。2 种指标的计算公式如下：

1) 均方根误差

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (\tilde{Y}_i - Y_i)^2}{N}} \quad (6)$$

式中：N——样本个数； \tilde{Y}_i ——冬小麦预测单产，kg/hm²； Y_i ——冬小麦统计单产，kg/hm²。

表 4 冬小麦遥感单产与统计单产对比
Table 4 Comparison of winter wheat yield forecasted by remote sensing with statistics data

区 县	抽样村整体回归	相对误差/%	地块整体回归	相对误差/%	地块分层回归	相对误差/%	统计单产	冬小麦面积/hm ²
昌平区	4 612.01	18.97	4 311.55	11.22	4 189.95	8.08	3 876.60	870
朝阳区	4 668.75	0.65	4 668.75	0.65	4 668.75	0.65	4 638.45	189
大兴区	4 977.50	6.35	5 070.16	4.60	5 098.20	4.08	5 314.80	14 326
房山区	5 186.31	4.20	5 058.75	1.64	4 990.35	0.26	4 977.30	10 130
丰台区	2 587.65	5.77	2 587.65	5.77	2 587.65	5.77	2 446.50	96
海淀区	3 639.90	2.61	3 639.90	2.61	3 639.90	2.61	3 737.55	165
怀柔区	4 925.42	13.48	4 849.55	11.73	4 778.10	10.08	4 340.40	1 657
密云县	4 991.60	15.79	4 855.85	12.64	4 728.90	9.69	4 311.00	1 067
平谷区	5 123.97	0.50	5 125.95	0.54	5 149.19	1.00	5 098.35	2 467
顺义区	5 308.30	0.52	5 226.90	1.03	5 238.45	0.81	5 281.05	13 521
通州区	5 411.36	1.41	5 362.77	0.50	5 340.15	0.08	5 336.10	15 733
北京市	5 191.42	1.39	5 152.29	0.63	5 139.11	0.37	5 120.25	60 220

2) 决定系数

$$R^2 = \frac{(\sum (x - \bar{x})(y - \bar{y}))^2}{\sum (x - \bar{x})^2 \sum (y - \bar{y})^2} \quad (7)$$

式中： x ——冬小麦预测单产， kg/hm^2 ； y ——冬小麦统计单产， kg/hm^2 ； \bar{x} 、 \bar{y} ——两种单产的算术平均值， kg/hm^2 。

3.2.2 区县级结果精度验证

从表 4 和图 6 中可以看出，3 种方法的市级遥感单产和统计单产之间的相对误差分别为 1.39%、0.63% 和

0.37%，这说明利用抽样村和地块两种尺度的实测数据进行回归估产都可以得到高精度的市级单产。将所得区县级遥感单产和统计单产进行相关分析， R^2 分别为 0.854、0.915 和 0.944，均方根误差 ($RMSE$) 分别为 374.31、277.41 和 222.85 kg/hm^2 ，说明抽样村整体回归得到的市级单产精度虽然很高，但区县级的预测单产与统计单产之间的均方根误差很大，模型不够稳定；而地块尺度实测数据进行遥感估产能够较抽样村尺度更好的反映区县级的实际单产，可以得到更高精度的区县级单产。

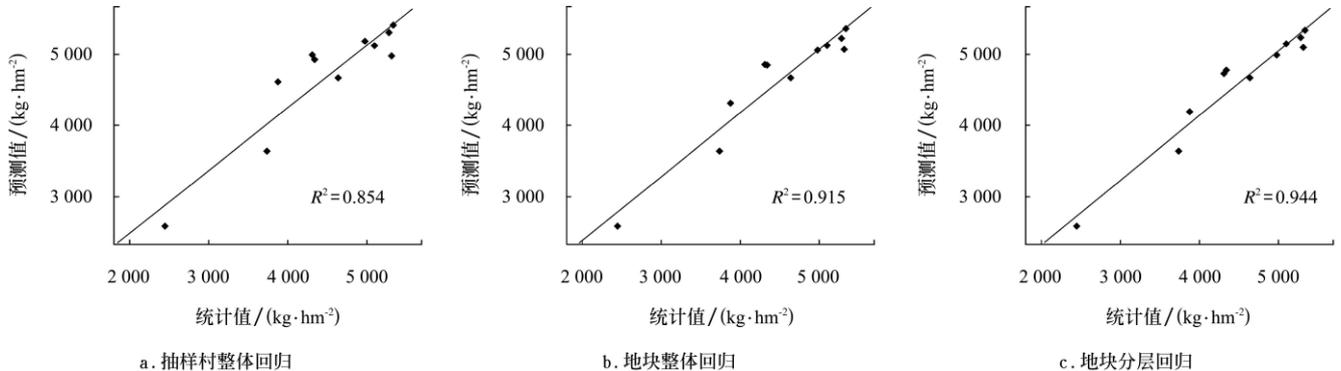


图 6 区县估产值与统计值对比
Fig.6 Comparison of predicted district yield with statistics yield

3.2.3 村级结果精度验证

本文随机选取 100 个种植冬小麦的行政村，通过预测单产和统计单产之间的相关分析评价 3 种方法，其中统计单产是北京市统计局提供的 2009 年北京市各行政村的冬小麦统计单产。如图 7，3 种方法的决定系数 R^2 分别为 0.477、0.576 和 0.613，即 $|r|$ 分别为 0.691、0.759 和 0.783，均方根误差 ($RMSE$) 分别为 419.75、381.03 和 367.01 kg/hm^2 ，可知在村级上地块分层回归所得估产值与统计值相关性最好，地块整体回归其次，抽样村整体回归最差。因此在村级上地块尺度的实测数据进行单产预测能够较好的反映实际单产，而抽样村尺度则较差。

抽样村整体回归时，由于抽样村尺度较地块大，数量比地块少很多，只有 80 个，因此村内冬小麦混合象元

对样本回归影响很大，该方法的 R^2 也印证了这一点，虽然得到的市级单产精度很高，可在较小级别上预测结果由于模型的不稳定性不能很好的反映实际产量。地块整体回归虽然也存在小部分混合像元的问题，但其样本数量较多，在样本回归时受到的影响较小，从两种方法的 R^2 也可以看出，地块整体回归的 R^2 为 0.561，高于抽样村整体回归，模型较为稳定，能够较好的拟合村级实际产量。地块分层回归将所有实测地块按照 $NDVI$ 高低进行分层，使得层内冬小麦生长状况更加相似，地块 $NDVI$ 均值和实际产量的线性拟合关系比较稳定，能够更好的反映出该生长状况下植被指数和实际产量之间的关系。表 3 列出了每层回归方程的 R^2 ，可以看出层数越高， R^2 越大，结合表 2 可知，冬小麦面积主要分布在三到六层，

因此整体来说地块分层回归的 R^2 较高, 模型比较稳定,

对行政村级别的实际产量也拟合得较好。

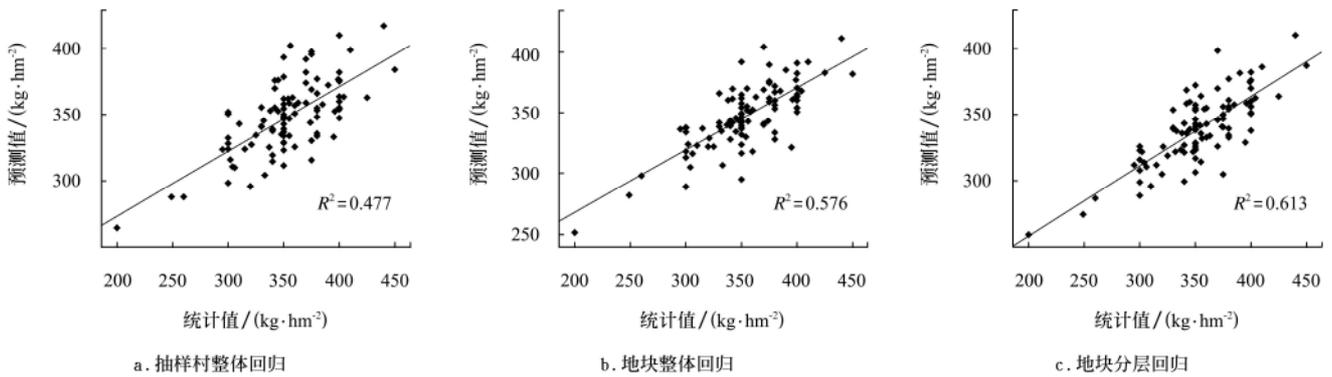


图7 抽样村估产值与统计值对比

Fig.7 Comparison of predicted yield and statistics yield of sample villages

4 结论

本文根据野外实测数据种类的不同, 利用抽样村和地块两种尺度的实测产量数据采用3种方法进行遥感估产(抽样村整体回归, 地块整体回归和地块分层回归), 实验结果表明: 利用抽样村和地块两种尺度的实测数据进行回归估产都能够得到高精度的市级冬小麦单产预测结果; 在区县级上, 地块尺度实测数据进行遥感估产能够较抽样村尺度更好的反映区县级的实际单产, 可以得到更高精度的区县级单产; 在村级上, 地块尺度实测数据进行单产预测能够较好的反映实际单产, 模型更加稳定, 而抽样村尺度实测数据的单产预测由于抽样村尺度较大, 样本数较小和混合像元等问题不能很好的对村级实际产量进行拟合。

综上所述, 对于野外实割实测得到的两种尺度的产量数据, 利用地块尺度的实测数据进行估产比抽样村尺度的更好, 所建立的模型更加稳定。而北京市作为一个都市农业, 种植结构较为复杂, 地块较为破碎, 在这样的前提下, 本文的3种方法能够在不同级别上达到比较高的估产精度, 在其他冬小麦规模种植县应该是更能够得到良好的应用, 这为在小区域尺度进行冬小麦甚至其它农作物遥感估产打下一个很好的实验基础, 也为在遥感估产研究中实割实测样方尺度设计提供先期技术探讨。

本文只用了 $NDVI$ 一个植被指数对冬小麦进行回归, 在今后研究中可以尝试其他遥感指标, 并用非线性回归方法进行拟合。另外, 本文在对冬小麦种植稀少的小区县进行遥感估产时, 利用历年单产数据得到趋势产量, 但这不能准确的反映当年冬小麦产量, 因此在下阶段的研究中准备就如何运用遥感技术提高小区县单产精度做进一步的深入研究。

[参 考 文 献]

[1] 王纪华, 赵春江, 黄文江, 等. 农业定量遥感基础与应用[M]. 科学出版社, 2008: 259—276.
[2] Teng W L. AVHRR Monitoring of U. S Crops During the

1998 Drought[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1990, 56: 1143—1146.

- [3] Hochheim K P, Bullock P R. OperationAL ESTIMATES OF WESTERN CANADA SPRING WHEAT YIELD Using NOAA/AVRR LAC data[C]. Proceedings of the Pecora 12 Symposium (Washington, DC: ASPRS), 1994: 143—150.
[4] Murthy C S, Thiruvengadachari S, Raju P V, et al. Improved ground sampling and crop yield estimation using satellite data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1996, 17(5): 945—956.
[5] Hayes M J, Decker W L. Using NOAA/AVHRR data to estimate maize production in the united states corn belt preliminary results[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1996, 17: 3189—3200.
[6] 樊科研, 田丽萍, 薛琳, 等. 遥感在农作物估产中的应用与发展[J]. 安徽农学通报, 2006, 12(11): 145—147.
Fan Keyan, Tian Liping, Xue Lin, et al. Application and development of remote sensing in estimation of crop yield[J]. *Anhui Agri Sci Bull*, 2006, 12(11): 145—147. (in Chinese with English abstract)
[7] 黎锐, 李存军, 徐新刚, 等. 基于支持向量回归(SVR)和多时相遥感数据的冬小麦估产[J]. 农业工程学报, 2009, 25(7): 114—117.
Li Rui, Li Cunjun, Xu Xingang, et al. Winter wheat yield estimation based on support vector machine regression and multi-temporal remote sensing data[J]. *Transactions of the CSAE*, 2009, 25(7): 114—117. (in Chinese with English abstract)
[8] 徐新刚, 吴炳方, 蒙继华, 等. 农作物单产遥感估算模型研究进展[J]. 农业工程学报, 2008, 24(2): 290—298.
Xu Xingang, Wu Bingfang, Meng Jihua, et al. Research advances in crop yield estimation models based on remote sensing[J]. *Transactions of the CSAE*, 2008, 24(2): 290—298. (in Chinese with English abstract)
[9] 王长耀, 林文鹏. 基于MODIS EVI的冬小麦产量遥感预测研究[J]. 农业工程学报, 2005, 21(10): 90—94.
Wang Changyao, Lin Wenpeng. Winter wheat yield estimation based on MODIS EVI[J]. *Transactions of the CSAE*, 2005, 21(10): 90—94. (in Chinese with English

- abstract)
- [10] 任建强, 陈仲新, 唐华俊, 等. 长时间序列 NOAA-NDVI 数据在冬小麦区域估产中的应用[J]. 遥感技术与应用, 2007, 22(3): 326—332.
Ren Jianqiang, Chen Zhongxin, Tang Huajun, et al. Yield estimation for winter wheat at regional scale using long-time series NOAA-NDVI data[J]. Remote Sensing Technology And Application, 2007, 22(3): 326—332. (in Chinese with English abstract)
- [11] Dobermann A, Pampolino M F. Indirect leaf area index measurement as a tool for characterizing rice growth at the field scale[J]. Communications on Soil Science and Plant Analysis, 1995, 26(9/10): 1507—1523.
- [12] 代立芹, 吴炳方, 李强子, 等. 作物单产预测方法研究进展[J]. 农业网络信息, 2006, 4: 24—27.
Dai Liqin, Wu Bingfang, Li Qiangzi, et al. Overview of technique used by crop yield forecasting[J]. Agriculture Network Information, 2006, 4: 24—27. (in Chinese with English abstract)
- [13] 李苓苓, 潘耀忠, 张锦水. SVM 与 PCVA 相结合的冬小麦种植面积测量方法研究[J]. 农业工程学报, 2010.
Li Lingling, Pan Yaozhong, Zhang Jinshui. Method combining SVM with PCVA for winter wheat planting area[J]. Transactions of the CSAE, 2010. (in Chinese with English abstract)
- [14] 张勇, 周巍, 涂玉娟. MPPS 抽样设计方差估计的比较研究[J]. 统计研究, 2006, 4: 64—68.
Zhang Yong, Zhou Wei, Tu Yujuan. The improvement of the variance estimator of MPPS design[J]. Statistical Research, 2006, 4: 64—68. (in Chinese with English abstract)
- [15] 北京市统计局. 农产量抽样调查基础台帐填报说明[Z]. 2008.
- [16] 冯奇, 吴胜军. 我国农作物遥感估产研究进展[J]. 世界科技研究与发展, 2006, 28(3): 32—36.
Feng Qi, Wu Shengjun. Progressing in Crop Yield estimating by remote sensing in China[J]. WORLD SCI TECH R&D, 2006, 28(3): 32—36. (in Chinese with English abstract)
- [17] Unganai L S, Kogan F N. Drought monitoring and corn yield estimation in southern africa from AVHRR data[J]. Remote Sensing of Environment, 1998, 63: 219—232.
- [18] 金勇进, 蒋妍, 李序颖. 抽样技术[M]. 北京: 中国人民大学出版社, 2002.
- [19] 易嫦. 基于中分辨率遥感影像的冬小麦种植面积空间抽样调查方法研究[D]. 北京: 北京师范大学资源学院, 2008.
Yi Chang. Study on Winter Wheat Planting Area Estimation By Spatial Sampling Survey Based on Medium Resolution Remote Sensing ImageS[D]. Beijing Normal University, 2008. (in Chinese with English abstract)
- [20] 张峰, 吴炳方, 罗治敏. 美国冬小麦产量遥感预测方法[J]. 遥感学报, 2004, 8(6): 611—617.
Zhang Feng, Wu Bingfang, Luo Zhiming. Winter wheat yield predicting for america using remote sensing data[J]. Journal of Remote Sensing, 2004, 8(6): 611—617. (in Chinese with English abstract)

Regression scale analysis of winter wheat yield estimation by remote sensing

Chen Lianqun¹, Zhu Zaichun¹, Zhang Jinshui^{1*}, Zhang Qun², Pan Yaozhong¹

(1. State Key Laboratory of Earth Surface Processes and Resource Ecology, College of Resources Science and Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;

2. Agricultural department in Beijing Investigation Corps of National statistical bureau, Beijing 100054, China)

Abstract: In the paper, statistic survey and yield estimation by remote sensing were combined by using two kind of ground survey data provided by Beijing Statistical Bureau, including sample village scale and plot scale to predict winter wheat yield. Sample villages, plots and plots stratification were used to estimate yield, and the correlations between predicted yield and statistic data were analyzed on different scales. The results showed that using ground survey data of sample village scale and plot scale both could get high-precision yield in Beijing area; on district-level, using ground survey data of plot scale could get more accurate yield than sample village scale; on the village level, predicting yield with ground survey data of plot scale could fit statistical yield better than sample village scale, and the yield model was more stable. Therefore, using ground survey data of plot scale to build entirety regression and stratified regression model are feasible and effective, both of them can get estimated yield of high-precision on small region level.

Key words: crops, remote sensing, estimation, scale, ground survey data, NDVI, stratification