

引用格式: 向超, 朱翔, 胡德勇, 等. 近20年京津唐地区不透水面变化的遥感监测[J]. 地球信息科学学报, 2018, 20(5): 684-693. [Xiang C, Zhu X, Hu D Y, et al. Monitoring the impervious surface with multi-resource remote sensing images in Beijing-Tianjin-Tangshan urban agglomeration in the past two decades[J]. Journal of Geo-information Science, 2018, 20(5): 684-693.] DOI:10.12082/dqxxkx.2018.170618

近20年京津唐地区不透水面变化的遥感监测

向超¹, 朱翔^{1*}, 胡德勇², 乔琨³, 陈姗姗²

1. 湖南师范大学资源与环境科学学院, 长沙410081; 2. 首都师范大学资源环境与旅游学院, 北京100048; 3. 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

Monitoring of the Impervious Surface with Multi-resource Remote Sensing Images in Beijing-Tianjin-Tangshan Urban Agglomeration in the Past Two Decades

XIANG Chao¹, ZHU Xiang^{1*}, HU Deyong², QIAO Kun³, CHEN Shanshan²

1. College of Resources and Environment Sciences, Hunan Normal University, Changsha 410081, China;

2. College of Resources Environment and Tourism, Capital Normal University, Beijing 100048, China;

3. Institute of Remote Sensing Science and Engineering, Faculty of Geographical Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China

Abstract: Impervious surface refers to the surface unable to allow water to percolate through, such as pavements that are covered by impenetrable materials and rooftops. Increased impervious surface area is a consequence of urbanization. Impervious surface percent (ISP) is an indicator to quantify the urbanization level. Therefore, accurate mapping and estimation of ISP in Beijing-Tianjin-Tangshan urban agglomeration are significant for multi-city coordinated development and urban layout. Based on classification and regression tree (CART) algorithm, a technical scheme of extracting ISP which is suitable for Beijing-Tianjin-Tangshan urban agglomeration was constructed in this paper. High-resolution remote sensing data (i.e. QuickBird images), medium-resolution remote sensing data (i.e. Landsat TM images in leaf-on and leaf-off seasons), and nighttime light data were used as basic data in this scheme. Five-year ISP results from 1995 to 2016 were estimated to analyze the spatial-temporal evolution patterns of ISP using this scheme. The main conclusions are as follows: (1) The optimal input variables are the Landsat TM images in leaf-on and leaf-off seasons and the corresponding nighttime light data. Since the number of Landsat TM images in leaf-off season is less in line with the quality requirements, the alternative choice is to use the Landsat TM images in leaf-on season and the corresponding nighttime light data as the input variables. After the accuracy verification, the correlation coefficient (R) is about 0.85, which can meet the need of the comparison of ISP results between different years. (2) During 1995 to 2016, the total impervious surface area increased gradually in Beijing-Tianjin-Tangshan urban agglomeration. Within the period, the most dramatic growth was between the year 2011 and 2016. (3) ISP results were divided into areas with high-, medium- and low-density impervious cover. During 1995 to 2016, the high-density and medium-density impervious cover increased gradually in Beijing-Tianjin-Tangshan urban agglomeration, while the low-density impervious cover decreased slightly. The changes of ISP results in each stage were significantly different among cities of Beijing, Tianjin and Tangshan. It shows that the spatial-temporal evolution patterns are different in the process of urban expansion of each city.

收稿日期 2017-12-19; 修回日期: 2018-01-22.

基金项目: 国家“十二五”科技支撑计划项目(2012BAJ15B06-08)。[**Foundation item:** National Science & Technology Pillar Program during the Twelfth Five-year Plan Period, No.2012BAJ15B06-08.]

作者简介: 向超(1974-), 男, 博士生, 主要从事资源开发与区域可持续发展研究。E-mail: xiangchao2008cn@163.com

*通讯作者: 朱翔(1955-), 男, 教授, 主要从事区域经济和区域规划研究。E-mail: zhuxiang882000@aliyun.com

Key words: Beijing-Tianjin-Tangshan urban agglomeration; impervious surface percent; classification and regression tree (CART) algorithm; remote sensing monitoring; urban expansion

***Corresponding author:** ZHU Xiang, E-mail: zhuxiang8820000@aliyun.com

摘要:不透水面是衡量城市化程度的重要指标之一,对京津唐城市群的不透水面进行深入研究,可以量化城市群扩张过程及其影响,对该区域多城市协调发展及规划布局具有重要意义。本文结合高分辨遥感影像、生长季及落叶季的Landsat TM遥感影像和夜间灯光数据等,采用分类和回归树(Classification and Regression Tree, CART)算法,构建了适于京津唐地区不透水面盖度提取的技术方案,获取了京津唐地区1995–2016年共5期地表不透水面盖度专题信息,并分析了地表不透水面的时空演变规律,结论为:①适于京津唐地区不透水面盖度提取的CART算法的最佳输入变量组合为:生长季和落叶季的Landsat TM图像以及对应的夜间灯光数据;其次为生长季Landsat TM遥感图像和夜间灯光数据组合方案。利用该组合方案,ISP估算输出结果的交叉验证精度R值可以达到约0.85,可以满足地表不透水面纵向对比分析的需要。②从地表不透水面总面积数量值来看,1995–2016年京津唐主体城市区域整体上呈增长趋势,其中2011–2016年地表不透水面积增加愈加明显;③从地表不透水面盖度值的高低来看,1995–2016年京津唐中、高盖度不透水面的占比都是在不断增长的,低盖度不透水面占比存在少量下降现象,且京、津、唐3城市的主体城区各阶段变化差异较大,反映出了各城市扩张具有各自不同的时空演变特征。

关键词: 京津唐城市群;不透水面盖度;分类回归树;遥感监测;城市扩张

1 引言

不透水面是指诸如屋顶、沥青或水泥道路以及停车场等具有不透水性的地表面^[1]。作为城市化过程中人为改造地表的产物,其面积占比在很大程度上影响着区域生态环境质量,并主导着城市景观格局演变过程^[2–3]。地表不透水面面积、盖度和空间格局在一定程度上能够代表城镇化的程度,因此准确提取不透水面具有十分重要的意义。

对地观测技术的快速发展,为大区域不透水面制图提供了技术支撑。长期对地观测、运行时间最长的Landsat系列遥感数据,为陆地地表的长期观测提供了宝贵的数据源^[4],但由于空间分辨率的限制和城市地表构成的复杂性,使得影像单个像元中往往包含有多种地物,形成混合像元^[5]。若能提取每个像元内不透水面所占的百分比(imperious surface percent, ISP)信息,即不透水面盖度,则能够有效地实现地表不透水面覆盖程度的专题信息提取。

目前,ISP遥感估算方法主要有多元回归法^[6–7]、人工神经网络法^[8–10]、决策树方法^[11–12]、光谱混合模型^[13–15]等。其中,决策树方法通过一系列树形结构的决策规则来建立ISP预测模型,决策树在连续变量回归问题中具有非线性学习能力,且实现简单,运算效率高。分类与回归树分析(Classification and Regression Tree, CART)是一种通用的决策树构建算法,它可以实例化为各种不同的决策树,当因变量或目标变量为离散的分类类别值时称为分类树,而为连续值时称为回归树^[16]。CART继承了一

般决策树具备的所有优点,既可以用于分类研究,又能够进行连续变量的预测和回归^[17–18],它在美国地质调查局的地学分析和监测计划中得到了成功应用和推广,获取的不透水层数据已加入美国国家土地覆盖数据库^[19–21]。CART算法在不透水面盖度提取中具有较好的应用价值,但也因研究区的不同,需要通过本地化验证和分析实验,对比结果,选择适宜研究区的最佳输入变量。

本文基于CART算法,综合利用中、高分辨率遥感数据,构建不同的回归树输入变量,对预测模型及其预测结果进行对比分析,选取出适用于典型温带半干旱地区的ISP提取方法,并提出适于植被覆盖年内变化较大区域的长时序ISP制图方案,将其应用于1995–2016年京津唐地区的ISP提取,并采用统计分析方法分析近20年来京津唐地区不透水面变化情况。

2 研究区概况与数据源

2.1 研究区概况

研究区包括京津唐三市范围,总面积约为4.2万km²,总人口约为2579.8万。涵盖以首都北京、中央直辖市天津和河北工业城市唐山为核心的华北平原东北部区域,位于38°25′~41°5′N, 115°25′~119°25′E之间(图1)。

研究区东临渤海,北部为燕山山脉,西部为太行山山脉。地势自北向南倾斜,北部山地属于低山丘陵地带,一般海拔在200~1000m之间,南部属于华

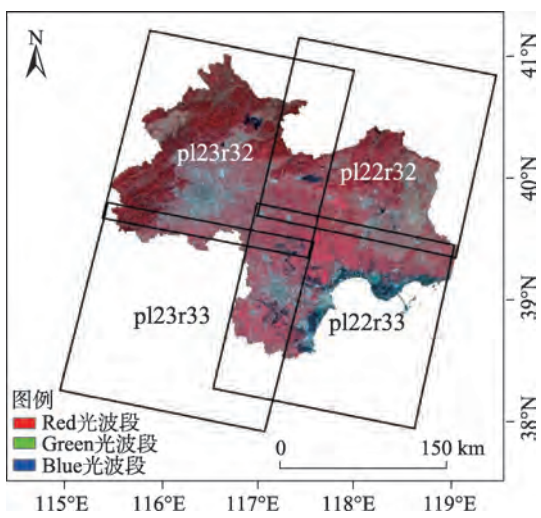


图1 研究区及Landsat TM影像景幅、标准假彩色合成示意图
Fig. 1 The study area and examples of Landsat TM images

北平原地带,平均海拔较低,约为20~60 m之间^[22]。

研究区位于暖温带半湿润气候区,受季风影响明显,夏季高温多雨,冬季寒冷干燥,年平均气温为10~14℃。地表植物冬枯夏荣,季相变化十分鲜明。研究区内主要土地利用类型有城镇和居民用地、林地、荒草地、农用地、裸露土地、水域等,整个研究区内各种地物类型交错分布,地块较为细碎。

2.2 数据

本研究所用的数据及其特性如表1所示。其中,选择Landsat系列影像作为ISP制图的主要数据源,使用夏季影像代表生长季数据,冬季影像代表

落叶季数据。包含整个京津唐城市群,需要4景影像产品(p122r32, p122r33, p123r32和p123r33)。为挑选卫星过境时研究区上空晴朗无云,影像质量较好的数据以满足建模需求,因此非同一轨道的影像之间的时相会存在少量月份的差距。选取了同期覆盖研究区的高分辨率多光谱遥感影像(QuickBird,分辨率为2.4 m)作为地物目视判读的参考数据,同时也是ISP训练数据的主要数据源。影像数据无云,成像质量较好。

另外,还收集了覆盖整个研究区的辅助数据,包括DMSP/OLS (Defense Meteorological Satellite Program/Operational Linescan System)夜间灯光数据、Suomi NPP/VIIRS (Suomi National Polar-orbiting Partnership/Visible Infrared Imaging Radiometer suite)夜间灯光数据、ASTER GDEM (Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer Global Digital Elevation Model)数字高程模型数据(分辨率为30 m)以及由其提取的坡度数据。为了便于后续处理,对上述影像数据进行了预处理。首先对QuickBird影像和Landsat系列影像进行了精确的几何配准,然后经投影和坐标转换后统一到UTM/WGS-84 (Universal Transverse Mercator Projection/World Geodetic System-84)投影坐标系下,其次对夜间灯光数据进行重采样。因模型输入变量选择的需要,对LandsatTM影像进行进一步的信息提取:①对Landsat TM影像进行缨帽变换提取出亮度、绿度和湿度;②提取归一化植被指数

表1 本研究所用数据及其特性
Tab. 1 Data used in this study

数据集		影像获取日期				
		年份	行列号(列/行)			
			122/32	122/33	123/32	123/33
遥感数据	Landsat 5 TM/	1995	1995-04-02	1995-04-18	1995-09-16	1995-09-16
	Landsat 7 ETM+(*)	2001	2001-09-17	2001-09-01	2001-05-19(*)	2001-05-27(*)
					2001-08-31	2001-08-31
					2005-05-06	2005-05-06
					2005-11-14	2005-11-14
	Landsat 8 OLI	2011	2010-04-27	2010-04-27	2011-06-08	2011-06-08
		2015	2015-03-24	2015-03-24	2014-09-04	2014-09-04
			2016-05-13	2016-05-13	2015-02-11	2015-02-11
	QuickBird		2005年			
	DMSP/OLS	1 km空间分辨率的夜间灯光数据(1995-2011年)				
Suomi NPP/VIIRS	500 m空间分辨率的夜间灯光数据(2016年)					
地形数据	ASTER GDEM (30 m空间分辨率)					
其他	县区级的行政区划数据					

注: *我Landsat 7 ETM数据。

(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI) 和归一化水体指数 (Normalized Difference Water Index, NDWI)。

3 研究方法和技术流程

集成 CART 算法和多源遥感数据估算长时序 ISP 主要包括以下几步: ① 训练数据和验证数据的生成, 包括 CART 建模的因变量 (ISP 样本) 和自变量 (如 Landsat TM 图像、坡度、NDVI、夜间灯光数据等) 数据集; ② 输入变量的选择与优化: 开展不同变量组合方案 ISP 估算精度对比, 选择适合研究区的变量组合方案; ③ 开展基期 (本文定为 2005 年度, 其他年度依托基期进行推演) 研究区 ISP 估算和制图, 包括输出结果的分析 and 精度验证; ④ 长时序

ISP 制图, 如图 2 所示。

3.1 构建基于 CART 算法的 ISP 估算模型

CART 算法是一种二分递归分割的过程, 将每个母节点分割成两个子节点, 此过程不断重复, 每个子节点都作为潜在的母节点继续分割, 最终形成结构简洁的二叉树。CART 在分割的过程中以大量的训练数据为基础产生一系列的规则集, 每一种规则都定义了多元线性回归模型建立的条件, 以此为基础来进行离散目标的分类和连续变量的回归预测。它既允许连续变量的输入也能够进行离散变量的输入, 相比于简单的线性回归模型来说具有更好的分类和回归精度与预测能力^[23-24]。

构建基于 CART 算法的估算模型, 其关键是确定输入变量。为了选择适合京津唐地区地表不透水面

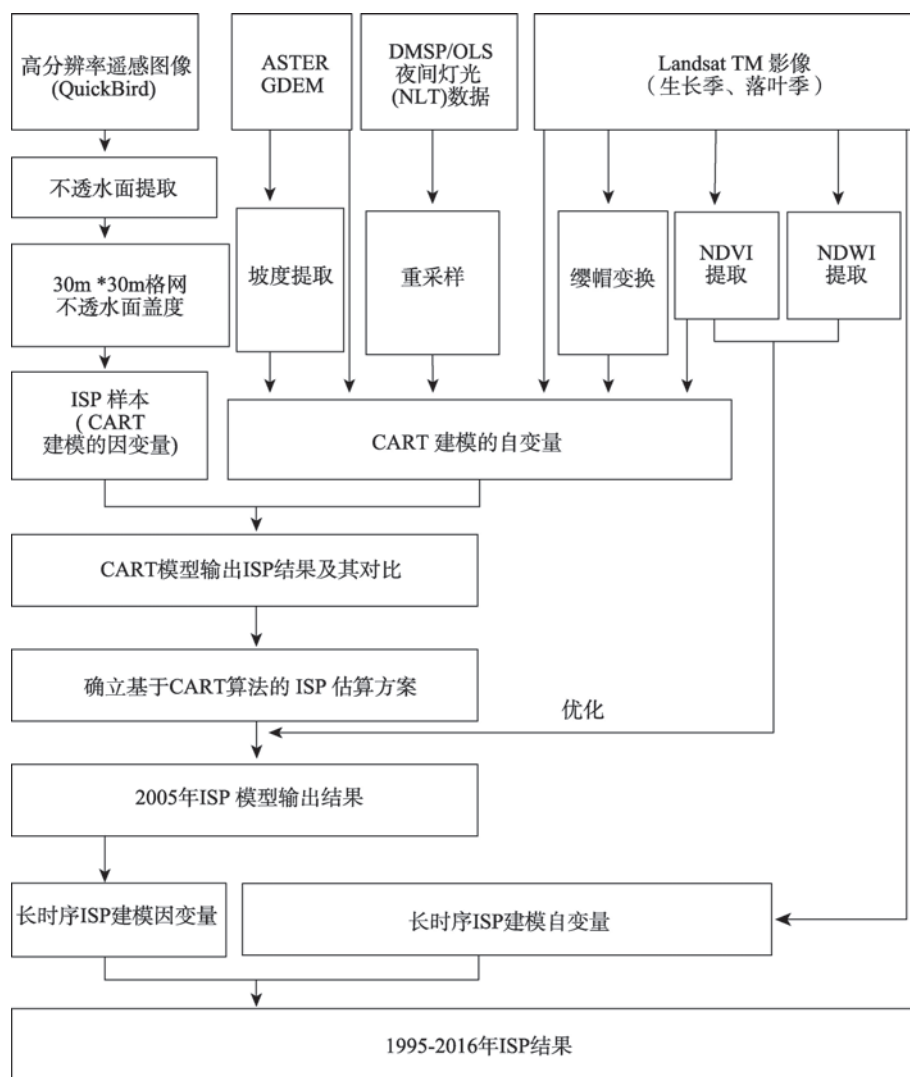


图 2 长时序 ISP 估算和制图的技术流程图

Fig. 2 The procedure of long-term ISP evaluating and mapping

表2 14种对比方案中输入变量组合方式
Tab. 2 Fourteen schemes with different input variables

方案	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
onb1-7	✓	✓	✓	✓	✓									
offb1-7	✓	✓	✓	✓		✓								
onb145							✓	✓						
offb145							✓							
onb1456									✓	✓	✓	✓	✓	✓
offb1456									✓		✓		✓	
onNDVI											✓	✓		
offNDVI											✓			
onTC		✓	✓											
offTC		✓	✓											
light		✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓			✓	✓	✓	✓
DEM		✓												
slope		✓												

注: onb1-7表示生长季TM数据的7个波段(可见光、近红外、中红外和热红外波段); offb1-7表示落叶季TM数据的7个波段(可见光、近红外、中红外和热红外波段); onb145表示生长季TM数据的145波段(蓝、近红外和中红外波段); offb145表示落叶季TM数据的145波段(蓝、近红外和中红外波段); onb1456表示生长季TM数据的1456波段(蓝、近红外、中红外和热红外波段); offb1456表示落叶季TM数据的1456波段(蓝、近红外、中红外和热红外波段); onNDVI表示生长季TM数据提取出的归一化植被指数; offNDVI表示落叶季TM数据提取出的归一化植被指数; onTC表示生长季TM数据做缨帽变换提取出的亮度、绿度和湿度; offTC表示落叶季TM数据做缨帽变换提取出的亮度、绿度和湿度; DEM表示高程数据; slope表示坡度数据; light表示夜间灯光数据

盖度制图的最佳输入变量,通过设计对比方案,共尝试了14种变量组合,不同变量组合方案如表2所示。

主要使用3个指标来对CART模型的估算效果进行评估,包括平均误差(AE)、相对误差(RE)和相关系数(R),表达式如下:

$$AE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n |y_i - p(x_i)| \tag{1}$$

$$RE = \frac{AE}{AP} \tag{2}$$

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \overline{y_i})(p(x_i) - \overline{p(x_i)})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \overline{y_i})^2 \sum_{i=1}^n (p(x_i) - \overline{p(x_i)})^2}} \tag{3}$$

式中: N为样本个数; p(x_i)为得到的预测值; y_i为与预测对应的实际值; AP为得到的预测值的平均值。

以上3个统计度量值被用来评估所构建14种不同模型的估算质量。在本文研究中,CART算法的实现采用的是Rulequest公司的数据挖掘工具软件Cubist。Cubist的另一个特征是运用n倍交叉验证来估算预测精度,运用这一个选项可将训练样本集划分为n块,依次轮流对每一块进行验证,剩下的块用来建立模型,保留的块用来测试验证^[25]。

3.2 长时序ISP估算和制图

针对长时序ISP估算的推广方法分2种情况:

- ① 由前期ISP推后期ISP: 以2011年ISP估算为例,在前期2005年ISP估算基础上,利用夜间灯光数据设定合适的阈值,滤掉夜间灯光指数较低的区域,利用保留的高值区的ISP作为CART算法的因变量,训练得到后期2011年的ISP结果;
- ② 由后期ISP推前期ISP: 以2001年ISP估算为例,在后期2005年ISP估算的基础上,利用夜间灯光数据设定合适的阈值,滤掉夜间灯光指数较高的区域,利用保留中低值区的ISP作为CART算法的因变量,训练得到前期2001年的ISP结果。具体规则形式如下:

输入: “2005年夜间灯光数据”和“2005年ISP”
规则: if “2005年夜间灯光数据”>20
then “2001年ISP训练样本”=“2005年ISP”
输出: “2001年ISP训练样本”

上述规则中,“2005年夜间灯光数据值>20”为通过目视判断和先验经验设定的阈值,用于过滤夜间灯光亮度低值区域,保留代表城市化程度较高的高值区,作为进一步建模的训练样本提取区域; “2001年ISP训练样本”为规则输出结果示意,它是用于进一步CART建模的因变量,用于估计基期前或者后的ISP数值。

4 结果分析

4.1 不同变量组合方案 ISP 估算结果对比及最终估算模型的确立

表3列出了各变量组合模型平均误差、相对误差和相关系数。由表3可以看出,各变量组合的相

关系数范围为0.81~0.86,平均误差范围为12.7%~15.2%,相对误差范围为0.39%~0.46%,由此可见各变量组合模型的评估指数相差甚微。为了进一步检验各模型的评估效果,将预测得到的城市不透水面盖度结果与同时期Google earth上的高分辨率影像进行对比分析,并通过目视解译判断其合理性。

表3 14种对比方案的模型输出精度评估结果及其对比

Tab. 3 Accuracy evaluation and comparison of the fourteen schemes

精度评价指标	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
AE/%	13.5	13.6	12.7	12.8	13.6	15.2	13.4	14.2	13.4	14.6	12.9	13.7	13.2	14
RE/%	0.41	0.42	0.39	0.39	0.41	0.46	0.41	0.43	0.41	0.45	0.4	0.42	0.4	0.43
R	0.84	0.84	0.86	0.86	0.84	0.81	0.85	0.83	0.85	0.81	0.86	0.84	0.85	0.83

对比发现,输入变量中包含不同季节影像的方案,其ISP结果在研究区耕地类型的表现较好。不同的耕作特征和植被物候会导致的不同时相耕地光谱表现的差异性,可通过使用不同季节的图像有效地体现出这种差异性,从而优化建模过程、提高模型预测精度,并有效地改善研究区ISP估计效果;而输入变量中包含夜间灯光数据的方案,能够有效改善由光谱相似性带来的裸露地表误分为不透水地带的现象。

综合考虑各变量组合模型的估算结果和遥感影像的可用性,最终选项方案4(即生长季和落叶季遥感图像、夜间灯光数据等3种数据组合方案)作为预测独立变量的组合;若没有较好质量的落叶季遥感影像可用,则可以独选生长季遥感影像(即选择方案5)。

4.2 长时序不透水面盖度结果及其精度评估

预测独立变量确定后,将从高分辨率遥感影像上得到的30 m分辨率的ISP参考数据作为目标变量。将上述独立变量和目标变量输入模型中进行训练,建立最终ISP回归模型,得到2005年覆盖整个研究区的不透水面盖度分布图。

以2005年的ISP结果为基础,将其优化后作为模型因变量,1995、2001、2011和2016年的Landsat影像和夜间灯光数据作为自变量,估算得到1995、2001、2011和2016年覆盖整个研究区的不透水面盖度分布图,各年份京津唐城市群的不透水面盖度分布如图3所示。

为了验证长时序ISP制图方案的精度,将得到的不透水面盖度与高分辨影像计算得到不透水面

盖度进行对比,绘制出真实值与估计值的散点图。图4为2005年的精度验证散点图,散点大都位于对角线附近,说明模型估计结果与真实值较为接近。

各年份具体精度评估结果如表4所示,从3个评价指标的定量分析和对比显示,本文所用方法估算得到的研究区ISP结果R值都在0.75以上,可以满足后续的纵向对比需要。

4.3 京津唐地区不透水面盖度的变化分析

(1) 主体城区不透水面面积的变化及对比

依据各年份提取的不透水面盖度信息,即分辨率为30 m×30 m的不透水面盖度图,利用代表不透水面盖度的像元值乘以像元面积(900 m²),分别统计每个像元中不透水面的面积;再汇总各行政区划内部所有像元的不透水面面积,进而求和得到各行政区划的不透水面面积。

由统计得到的各市不透水面面积结果对比可知,从1995–2016年京津唐地区不透水面范围在不断增加。为进一步定量分析不透水面范围变化程度,分别对1995、2001、2005、2011和2016年的京津唐地区主体城市的不透水面面积进行了统计,统计结果如图5所示。

京津唐主体城市区域不透水面面积自1995年以来呈梯度上升趋势,2016年达到面积最大,其中,2011–2016年,不透水面面积明显增加。从区域上而言,主体城区不透水面面积由大到小依次为北京市、天津市和唐山市。北京市自1995–2016年整体不透水面面积增长速率大于天津市和唐山市,其中2011–2016年面积增长较多,总体增长了752.4 km²。天津市1995–2005年不透水面面积增长较小,2005年

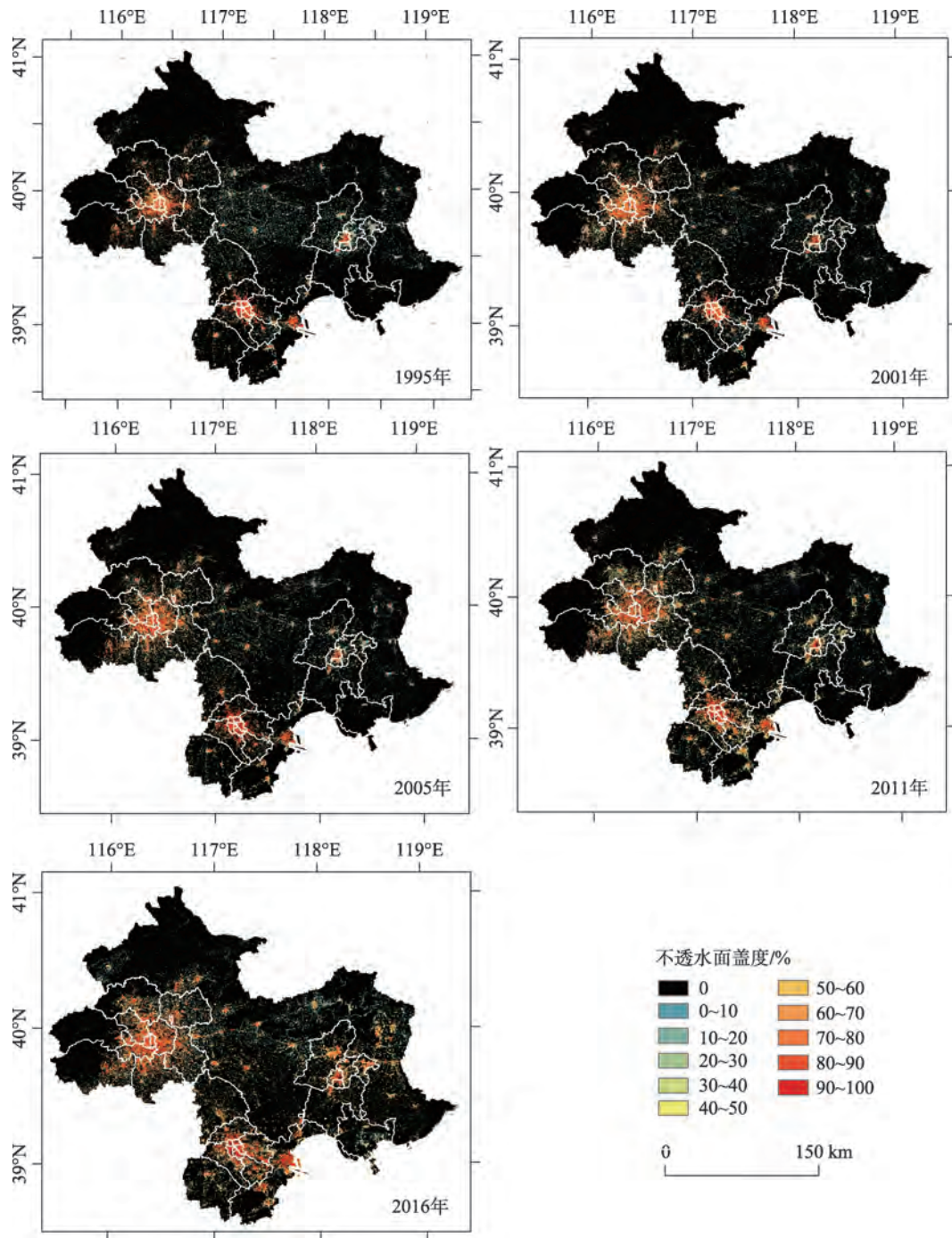


图3 1995–2016年京津唐城市群不透水面盖度分布图

Fig. 3 ISP results of Beijing-Tianjin-Tangshan urban agglomeration from 1995 to 2016

以后增长较多,2016年天津市主体城区不透水面面积达到 1069.8 km², 约为 1995 年的 2 倍;唐山市 1995–2011 年不透水面面积无明显变化,2011–2016 年有明显增长,面积扩大约 3 倍。总体来讲,京津唐主体城区不透水面面积呈上升趋势,对比来讲,北京市不透水面面积最大,扩展速度最快,天津市

2005 年之后面积增加速度加快,而唐山市在 2011 年之后不透水面面积明显增加。

此外,统计各年份不透水面盖度的均值和标准差,如表 5 所示。从 1995–2016 年城市地表不透水面盖度均值整体呈上升趋势而标准差呈逐年下降的趋势,说明京津唐地区城市不透水面盖度有所增

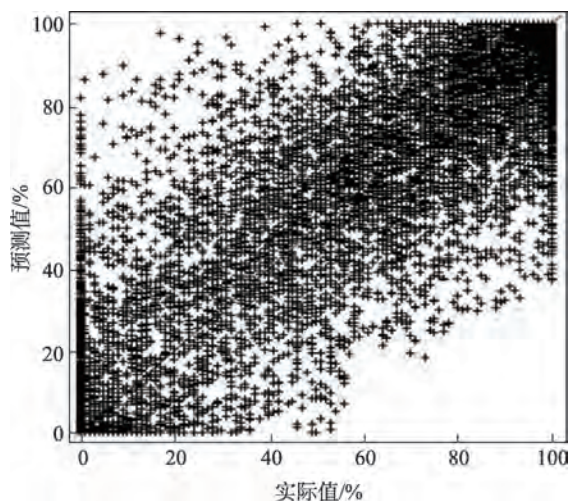


图4 2005年城市不透水面盖度精度评估散点图

Fig. 4 Scatter plot of the accuracy evaluation of ISP result in 2005

表4 长时序ISP制图方案精度评价结果

Tab. 4 Accuracy evaluation results of long-term ISP mapping

精度评价指标	1995年	2001年	2005年	2011年	2016年
AE/%	9.7	8.9	12.8	8.6	14.9
RE	0.41	0.36	0.39	0.44	0.43
R	0.75	0.8	0.86	0.76	0.76

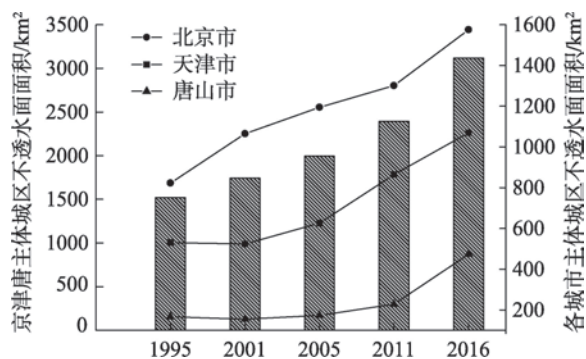


图5 京津唐主体城区各年不透水地表面积

Fig. 5 Impervious surface area of Beijing-Tianjin-Tangshan urban agglomeration

表5 京津唐地区各年份城市不透水面盖度均值及标准差

Tab. 5 Mean value and standard deviation of ISP in different years of Beijing-Tianjin-Tangshan urban agglomeration

	1995年	2001年	2005年	2011年	2016年
均值/%	49.72	50.47	53.87	52.03	57.17
标准差/%	31.98	30.47	29.73	27.84	27.86

加,但其分布的离散程度在减弱。

(2)京津唐地区不透水面盖度的变化及对比

为进一步对比不透水面盖度在空间形态上的变化,将城市不透水面盖度数据重新归为3类,低盖

度不透水面(10%~60%)、中盖度不透水面(60%~80%)和高盖度不透水面(80%~100%),以探讨各市的的城市扩展方式。

从图6可以看出,从1995~2016年北京、天津和唐山中盖度不透水面和高盖度不透水面的面积都是在不断增长的,低盖度不透水面存在少量下降现象。此外,还可以看出3个城市区域的各类别不透水面盖度的面积分布是有一定差别。

(1)北京市中盖度和高盖度不透水面面积相对较小。1995~2011年,北京市各级不透水面盖度呈上升趋势,其中低盖度不透水面增长明显,中盖度和高盖度不透水面面积变化不大,均在300~600 km²之间,说明此期间,北京市城市扩张主要以低盖度扩展为主,城市外围不断出现由自然地表到人工地表的转换,城市建成区范围逐步扩张。2011年之后,北京市低盖度不透水面面积有所下降,而中盖度和高盖度不透水面面积明显增长,变化幅度增大,不透水面盖度由低向中高盖度变化,城市紧凑度不断提高。

(2)天津市低盖度不透水面和高盖度不透水面的面积比较大,中盖度不透水面面积较少,呈U型分布,各盖度不透水面整体上呈现增长趋势,天津市城市扩张中低盖度扩展和高盖度填充并重,外延扩展和内在填充稳定发展。2011年之后中盖度和高盖度不透水面面积相差不大,但低盖度不透水面面积增加幅度较大,说明此期间城市扩张模式以城市外延扩展为主,天津市建成区范围扩张程度较大。

(3)唐山市不同类别的不透水面盖度面积差别较大,从低盖度不透水面到高盖度不透水面面积依次递减,低盖度不透水面面积比较高,逐年均匀增长趋势。低盖度不透水面面积远高于中、高盖度不透水面面积,说明唐山市内植被、裸土等透水面所占比例较高,极为密集的人工地表较少。1995~2011年不透水面面积相对变化较小,2011年之后各类别不透水面面积均出现明显增长。

1995~2016年,是京津唐城市群城市化、城镇化快速发展的阶段。从各类别不透水面盖度的变化情况来看:其不透水面范围及其强度增幅明显,呈快速“蛙跳式”蔓延发展。土地利用类型变化主要表现为:城市建成区范围的快速扩张以及农业生产用地的减少。与历史研究结果相符^[26-28]。

不透水面的变化一定程度上能够反映城市空间扩张的情况。1995~2016年,北京、天津、唐山的

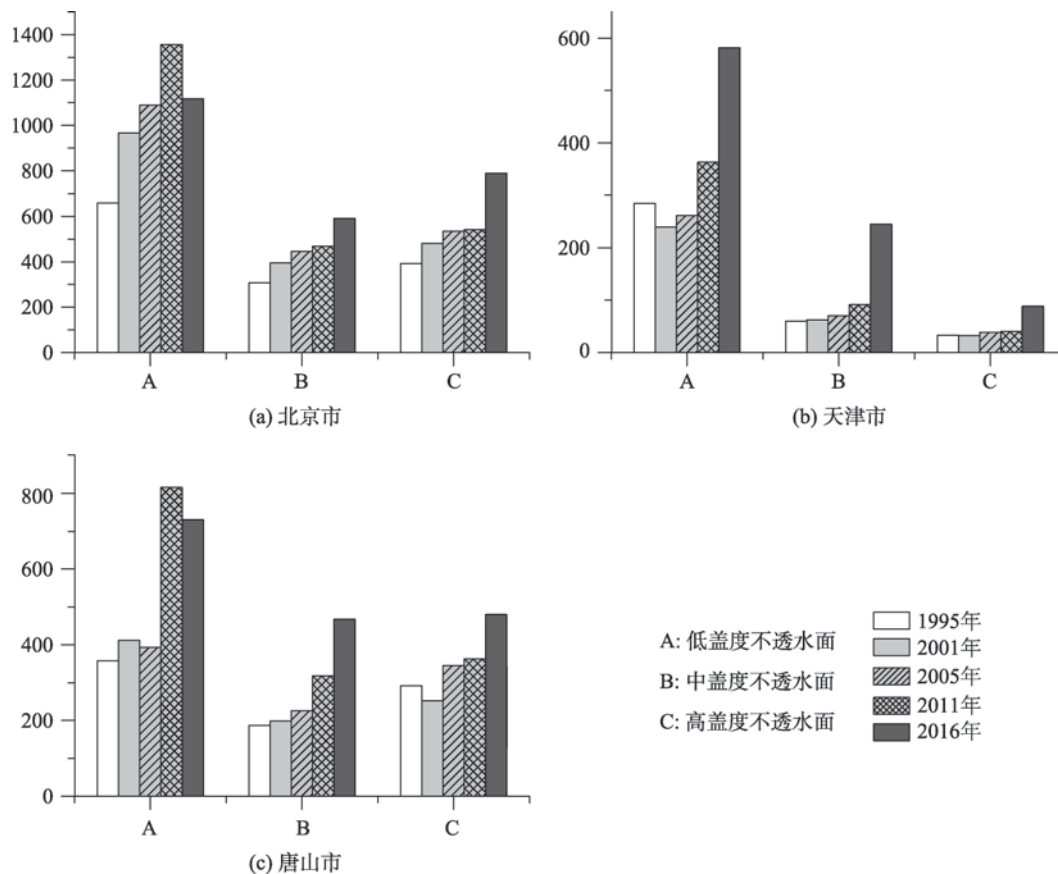


图6 京津唐城市群各市各盖度不透水面积

Fig. 6 Impervious surface area of different categories in Beijing-Tianjin-Tangshan urban agglomeration

不透水面虽然整体上都呈现增长的趋势,但从不同类别不透水面盖度的变化情况上来看,各城市空间扩张特征存在一定的差异,造成这些差异的原因可能来自自然地理环境、经济发展水平、人口增长、基础设施建设以及政策与规划等因素。

5 结论

利用 CART 模型,以 QuickBird 高分辨遥感图像、生长季及落叶季的 Landsat TM 遥感图像和夜间灯光数据等为数据源,构建了适于京津唐地区不透水面盖度提取的技术方案,获取了京津唐地区 1991–2016 年的长时序地表不透水面盖度结果,并对其变化特征进行了分析和对比,结论如下:

(1) 针对京津唐地区的地表不透水面盖度提取,构建了基于 CART 算法估算技术方案,其最佳输入变量组合为:生长季和落叶季的 Landsat TM 图像以及对应的夜间灯光数据;其次为生长季 Landsat TM 遥感图像和夜间灯光数据组合方案。利用该组合方案,

ISP 估算输出结果的交叉验证精度 R 值可以达到约 0.85,可以满足地表不透水面纵向对比分析的需要。

(2) 从地表不透水面面积来看,1995–2016 年京津唐主体城市区域整体上呈增长趋势,其中 2011–2016 年地表不透水面积增加愈加明显。

(3) 从地表不透水面盖度来看,1995–2016 年京津唐中、高盖度不透水面的占比都是在不断增长的,低盖度不透水面占比存在少量下降现象。1995–2011 年,北京市各级不透水面盖度呈上升趋势,其中低盖度不透水面增长明显,中盖度和高盖度不透水面面积变化不大。2011 年后,北京市低盖度不透水面占比有所下降,而中盖度和高盖度不透水面面积明显增长,变化幅度增大;天津市 1995–2005 年低、高盖度不透水面的面积占比比较大,中盖度不透水面面积较少。2011 年后中、高盖度不透水面面积占比相差不大;唐山市不同类别的不透水面盖度面积差别较大,从低盖至高不透水面占比依次递减,1995–2011 年各级盖度不透水面占比缓慢增长,2011 年后各类别不透水面占比均出现明显增长。

参考文献(References):

- [1] Arnold Jr C L, Gibbons C J. Impervious surface coverage: The emergence of a key environmental indicator[J]. Journal of the American Planning Association, 1996, 62(2): 243-258.
- [2] Xiao R B, Ouyang Z Y, Cai Y N. Urban landscape pattern study based on sub-pixel estimation of impervious surface [J]. Acta Ecologica Sinica, 2007, 27: 3189-3197.
- [3] Li J, Song C, Cao L, et al. Impacts of landscape structure on surface urban heat islands: A case study of Shanghai, China[J]. Remote Sensing of Environment, 2011, 115(12): 3249-3263.
- [4] Zhang L, Weng Q. Annual dynamics of impervious surface in the Pearl River Delta, China, from 1988 to 2013, using time series Landsat imagery[J]. Isprs Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2016, 113(3): 86-96.
- [5] Weng Q. Remote sensing of impervious surfaces in the urban areas: Requirements, methods, and trends[J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 117(2): 34-49.
- [6] Yang X. Estimating landscape imperviousness index from satellite imagery[J]. IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters, 2006, 3(1): 6-9.
- [7] Jin H, Mountrakis G. Integration of urban growth modeling products with image-based urban change analysis[J]. International Journal of Remote Sensing, 2013, 34(15): 5468-5486.
- [8] Sanbum L, Lathrop R G. Subpixel Analysis of Landsat ETM+/sup+/Using Self-organizing Map(SOM) Neural Networks for Urban Land Cover Characterization[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2006, 44(6): 1642-1654.
- [9] 曹丽琴, 李平湘, 张良培, 等. Fuzzy ARTMAP算法在城市不透水面估算中的应用研究[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2012, 37(10): 1236-1239. [Cao L Q, Li P X, Zhang L P, et al. Estimating impervious surfaces using the fuzzy artmap[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2012, 37(10): 1236-1239.]
- [10] Patel N, Mukherjee R. Extraction of impervious features from spectral indices using artificial neural network[J]. Arabian Journal of Geosciences, 2014, 8(6): 3729-3741.
- [11] Yang L, Huang C, Homer C G, et al. An approach for mapping large- area impervious surfaces: Synergistic use of Landsat 7 ETM+ and high spatial resolution imagery[J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 2003, 29(2): 230-240.
- [12] Xian G, Crane M. Assessments of urban growth in the tampa bay watershed using remote sensing data[J]. Remote Sensing of Environment, 2005, 97(22): 203-215.
- [13] Wu C, Murray A T. Estimating impervious surface distribution by spectral mixture analysis[J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 84(23): 493-505.
- [14] 周纪, 陈云浩, 张锦水, 等. 北京城市不透水层覆盖度遥感估算[J]. 国土资源遥感, 2007, 19(3): 13-17. [Zhou J, Chen Y H, Zhang J S, et al. Estimating impervious surfaces using the fuzzy artmap[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2007, 19(3): 13-17.]
- [15] Hao W, Wu B F, Li X S. Extraction of impervious surface in Hai Basin using remote sensing[J]. Journal of Remote Sensing, 2011, 15(2): 388-400.
- [16] Breiman L, Friedman J, Olshen R. Classification and Regression Tree[M]. New York: Chapman and Hall, 1984.
- [17] Friedl M A, Brodley C E, Strahler A H. Maximizing land cover classification accuracies produced by decision trees at continental to global scales[J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 1999, 37(2): 969-977.
- [18] Lawrence R, Bunn A, Powell S. Classification of remotely sensed imagery using stochastic gradient boosting as a refinement of classification tree analysis[J]. Remote Sensing of Environment, 2004, 90(3): 331-336.
- [19] Homer C, Dewitz J, Yang L, et al. Completion of the 2011 national land cover database for the conterminous united states representing a decade of land cover change information[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2015, 81(5): 346-354.
- [20] Xian G, Homer C. Updating the 2001 national land cover database impervious surface products to 2006 using landsat imagery change detection methods[J]. Remote Sensing of Environment, 2010, 114(8): 1676-1686.
- [21] Xian G, Homer C, Fry J. Updating the 2001 National Land Cover Database land cover classification to 2006 by using Landsat imagery change detection methods.[J]. Remote Sensing of Environment, 2009, 113(6): 1133-1147.
- [22] 张佳华. 城市热环境遥感[M]. 北京: 气象出版社, 2010. [Zhang J H. Urban thermal environment remote sensing [M]. Beijing: China Meteorological Press, 2010.]
- [23] Huang C, and Townshend J R G. A stepwise regression tree for nonlinear approximation: Application to estimating subpixel land cover[J]. International Journal of Remote Sensing, 2003, 24(1): 75-90.
- [24] Liu Y H, Niu Z, Wang C Y. Research and application of the decision tree classification using MODIS data[J]. Journal of Remote Sensing, 2005, 9(4): 405-411.
- [25] Liu Y H, Niu Z, Wang C Y. Research and application of the decision tree classification using MODIS data[J]. Journal of Remote Sensing, 2005, 9(4): 405-411.
- [26] Lu D, Hetrick S, Moran E, et al. Detection of urban expansion in an urban-rural landscape with multitemporal QuickBird images[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2010, 4(1): 201-210.
- [27] Li X, Gong P, Liang L. A 30-year (1984-2013) record of annual urban dynamics of Beijing City derived from Landsat data[J]. Remote Sensing of Environment, 2015, 166(1): 78-90.
- [28] Wang J, Li C, Hu L, et al. Seasonal land cover dynamics in beijing derived from Landsat 8 data using a spatio-temporal contextual approach[J]. Remote Sensing, 2015, 7(1): 865-881.