

# 基于遥感的高精度城市不透水面信息提取方法研究

高玉斌<sup>1</sup>, 黄津辉<sup>2</sup>, 周飞祥<sup>3</sup>

(1. 重庆交通大学 河海学院, 重庆 400074; 2. 南开大学 环境科学与工程学院, 天津 300071; 3. 中国城市规划设计研究院, 北京 100835)

**摘 要:** 城市化的快速发展导致不透水表面大大增加,降低了城市的生态功能和水文调节能力。不透水面作为海绵城市建设的重要指导指标,其提取和制图对海绵城市建设的规划和分析十分重要。基于鹤壁市海绵城市建设项目的需要,选取2011年Landsat TM遥感影像,采用BP神经网络分类法,对鹤壁市淇滨区的不透水面进行了分类提取。通过对1:1 000地形图的转换得到了地面验证数据,对不透水面的提取结果进行了验证,得到不透水面提取的总体精度为79.82%, Kappa系数为0.65。

**关键词:** 海绵城市; 不透水面; 遥感; BP神经网络

**中图分类号:** TU992 **文献标识码:** C **文章编号:** 1000-4602(2017)09-0123-05

## High Resolution Urban Impervious Surface Extraction Methodology Based on Remote Sensing

GAO Yu-bin<sup>1</sup>, HUANG Jin-hui<sup>2</sup>, ZHOU Fei-xiang<sup>3</sup>

(1. School of River and Ocean Engineering, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China;  
2. College of Environmental Science and Engineering, Nankai University, Tianjin 300071, China;  
3. China Academy of Urban Planning and Design, Beijing 100835, China)

**Abstract:** Increase of impervious surface areas, as a consequence of urban development, can impair the ecological and hydrologic functions of cities. As one of the important indicators of sponge city, the extraction of urban impervious surface becomes a fundamental subject. Based on a sponge city construction project in Hebi, China, Landsat TM images and the BP artificial neural network algorithm was used to extract impervious surface areas for Qibin District, Hebi City. Moreover, data converted from a 1:1 000 topographic map were used to validate the accuracy of the extracted impervious surface information. The results showed that the overall accuracy was 79.82% and Kappa coefficient was 0.65.

**Key words:** sponge city; impervious surface; remote sensing; BP artificial neural network

近年来,随着城市化进程的不断加快,不透水表面大量增加,降低了原有地区应对暴雨内涝的自然生态调节能力<sup>[1]</sup>。为了降低城市化所引起的水文响应以及雨洪风险,根据我国城市建设与规划的现状及特点,“海绵城市”概念被提出,并成为了当前

的关注和建设热点。作为海绵城市建设的重要指导指标,城市不透水面识别的重要性被重新认识<sup>[2]</sup>。城市不透水面的提取研究在20世纪末就已出现,Ridd<sup>[3]</sup>在1995年提出了研究城市生态的V-I-S模型,成功从遥感影像中提取了不透水面信息,此后,

遥感提取城市不透水面成为了研究热点。与传统统计资料相比,遥感数据在信息的丰富程度和时空尺度上具有极大的优势。随着遥感技术日新月异的发展,种类繁多的传感器满足了人们对数据精度的不同需求,多种数据源的融合也大大提升了城市不透水面提取的精度和广度<sup>[4~6]</sup>。

针对不透水面信息提取的方法研究也有很多,从传统的基于光谱的分类方法,到依据计算机技术的人工智能方法,以及对传统方法的某些缺陷进行改进的方法等,所有的这些方法,都已经得到了成功的应用和可靠的验证,神经网络分类法就是其中的一种<sup>[7,8]</sup>。神经网络分类是监督分类的一种,是目视解译和计算机识别的结合,其中,人工神经网络具有非线性、非局限性、非常定性和非凸性四个基本特征,其处理单元可表示不同的对象,例如特征、字母、概念,或者一些有意义的抽象模式,同时具有自适应、自组织和实时学习的特点。人工神经网络因其在模式识别中的优势,近年来已经被广泛应用到遥感图像的识别领域。

笔者以鹤壁市淇滨区为研究对象,基于研究区域海绵城市建设规划和分析的需要,使用神经网络分类器,对研究区域的不透水面提取和制图做了新的尝试。

## 1 遥感数据选取及预处理

### 1.1 研究区域介绍

鹤壁市位于河南省北部,属于暖温带半湿润型季风气候,季节差异明显,光照充足但温差较大,冬冷夏热,区域内年降水量为349.2~970.1 mm,年均降水量为664.9 mm,其中6月—9月集中了全年降水的70%~80%。鹤壁市是河南省水资源最洁净的城市,引用水源地水质达标率为100%,其主要河流淇河水质常年保持在国家Ⅱ类以上,且市区环境空气质量全省最优,是有名的花园城市。2015年,鹤壁市入选我国海绵城市建设第一批试点城市名单,鹤壁市淇滨区成为试点区域。本研究选择鹤壁市淇滨区的海绵城市试点区域作为遥感提取城市不透水面研究区域,该研究区域面积为47.22 km<sup>2</sup>。

### 1.2 数据选取与预处理

本次研究采用了2011年4月12日的Landsat 5 TM遥感影像为数据源,影像行带号为124/35。Landsat 5 TM影像属于L1T标准地形校正产品,已经经过了系统辐射校正和地面控制点几何校正,并

通过DEM进行了地形校正,而且选取的影像云量为零,因此可以采用基于影像自身光谱值的遥感影像正规化校正技术日照差异纠正模型ICM对遥感数据进行反射率定标,以消除多光谱影像中的日照条件差异<sup>[9]</sup>,达到将影像归一化的目的。

该模型主要是通过将影像的灰度值统一到像元在卫星传感器处的反射率来达到对影像数据的辐射校正。该方法主要分为两个步骤,一是将影像中每个像元的灰度值(DN)转换为该像元在传感器处的光谱辐射值,二是将传感器处的光谱辐射值进一步转换为传感器处的反射率。

## 2 地面参照数据转换

本研究中所用地面真实参照数据由1:1 000 AutoCAD地形图转换而成。该过程分为三部分:

### ① AutoCAD文件的分层及拓扑检查

首先将1:1 000地形图的CAD文件按照地物类型不同,分为道路、屋顶、建筑红线、绿地、绿化带、水体以及其他类,然后利用ArcGIS 10.3软件,对每一个图层进行拓扑检查,以去除原CAD图形中的重叠弧线、结点悬挂以及自相交等问题,规范图形的拓扑结构。

### ② AutoCAD分层数据转换为shp图形文件

利用ArcGIS软件的转换功能,将CAD图形转换成可以自由编辑属性的shp图形文件,按照分类,对每一个图层建立不透水率字段并赋值,其中,道路、屋顶、建筑红线和水体赋值为1,即不透水率为100%,绿地和绿化带赋值为0,即不透水率为0。通过将分层数据与Google Earth进行对比,发现其他类图层多为细小的建筑用地碎斑块,所以将其他类的不透水率定义为100%,赋值为1。

### ③ shp文件的网格化

基于本研究验证方法的需要,还需将上一步中得到的分层数据shp文件进行合并和网格化。利用ArcGIS合并功能,将道路、屋顶、建筑红线、绿地、绿化带、水体以及其他7个图层合并成一个图层,然后基于Landsat TM影像的分辨率,创建一个范围与合并图层相同、网格大小为30 m×30 m的网格文件,并建立字段将每一个网格编号。将合并图层与网格图层相交,得到两图层相交计算的零碎斑块图层,这样获得的每个零碎斑块都有一个不透水率值,且每个网格内的零碎斑块编码唯一,通过统计计算,将每一个网格中的零碎斑块统一到网格中,然后根据每

个网格中不透水率为 1 的斑块面积占网格总面积的百分比,得到网格属性为不透水率的网格图层。

### 3 研究区不透水面提取制图

#### 3.1 MNF 变换

在遥感提取城市不透水面的研究中,一般通过参照高分辨率的遥感影像来选取样本点,但是在高分辨率遥感影像不易获得的情况下,仅仅通过目视选点获得的样本点往往代表性不够。本研究开创性地采用了最小噪声分量(MNF)变换后的波段合成影像帮助选点。MNF 变换是通过将影像信息集中到影像的前几个波段,达到数据降维和去除噪声的目的,其本质是两次主成分变换。第一次变换是重新调节影像信息中的噪声,将噪声从影像信息中分离,第二次变换是对噪声去相关后的影像进行主成分变换。因此,MNF 变换的效果比主成分分析更好。MNF 变换后,会按照噪音分量的大小对影像特征空间重新进行排序,序号越大则影像的信息量越少,噪声越大。

#### 3.2 样本点选取

图 1 为 MNF 变换后的波段合成影像,从影像可以看到,根据颜色的不同,可以清晰地分辨不同的地物,绿色表示植被,紫色表示裸土,橘黄色则代表不透水面,同时纯净像元的显示得到了增强。



图 1 MNF 波段合成影像

Fig. 1 Multi-band composite image by MNF method

在选取时,通过与原始影像的对比判断,尽量选取代表性较大的像元作为样本,图 2 为代表性高反照率地物和裸土样本的选取。

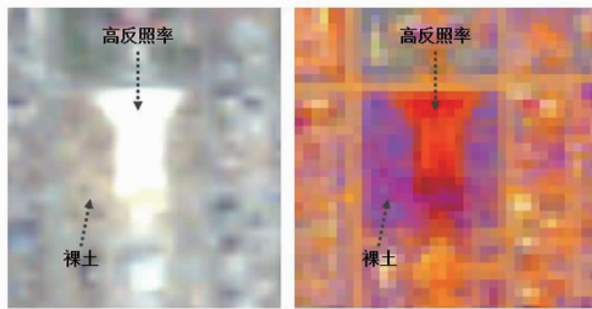


图 2 代表性高反照率地物和裸土样本的选取

Fig. 2 Selection of typical high albedo and bare earth

#### 3.3 BP 神经网络的构建和仿真

##### ① BP 神经网络的构建

本研究构建的是单隐层 BP 神经网络,其节点和网络结构见图 3。该单隐层 BP 神经网络使用 MatLab 神经网络函数 feedforwardnet 构建,隐含层神经元为 10 个,采用的训练方法为 L-M 优化算法。

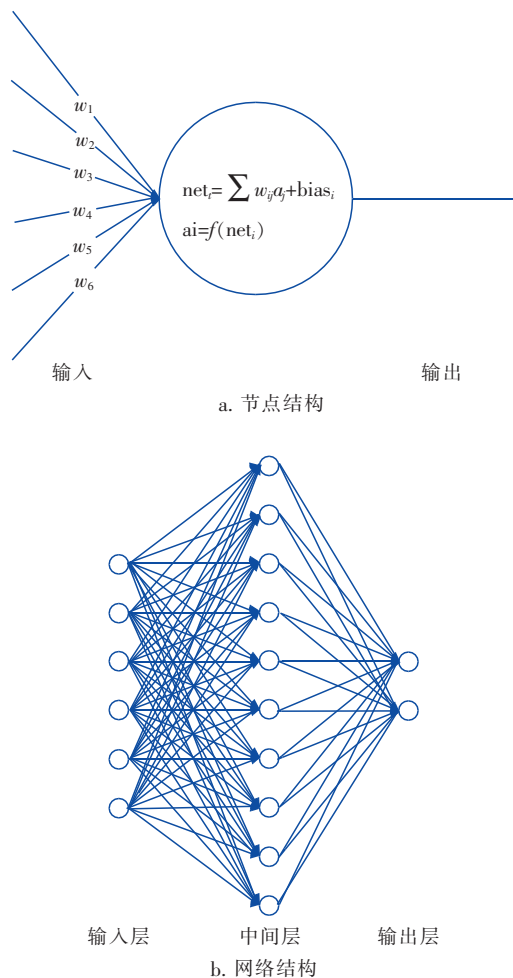


图 3 BP 神经网络的节点结构和网络结构

Fig. 3 Node and network topology of BP neural network



本研究构建的BP神经网络将输入的训练数据分成了三部分,其中70%的数据作为训练数据,15%的数据作为验证数据,另外15%的数据作为测试数据,所以在训练数据的同时,也完成了对网络的检验和测试。

## ② BP神经网络的训练和仿真

神经网络构建完成后,利用选取的样本点对网络进行训练,得到神经网络的训练精度如图4所示。

Confusion Matrix			
Output Class	0	1	
0	1 796 87.7%	0 0.0%	100% 0.0%
1	0 0.0%	252 12.3%	100% 0.0%
	0	1	
Target Class			

图4 BP神经网络训练精度

Fig. 4 Training accuracy of BP artificial neural network

从图4可以看出,神经网络的分类精度、验证精度和测试精度均为100%,满足仿真要求。将MNF影像6个波段的值输入网络进行仿真,得到研究区域的不透水面分量图,如图5所示,图中亮度越大,代表该区域的不透水百分比就越大。因研究区内的水体细小,宽度基本小于一个像元,因此可以忽略水体的影响。

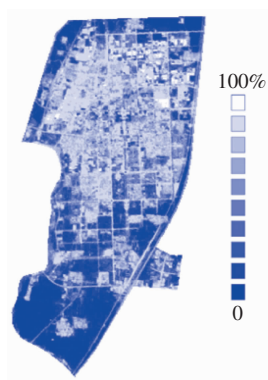


图5 不透水面分量

Fig. 5 Component of impervious surface area

为了统计研究区不透水面的面积,通过反复试验,对所得到的不透水面分量图设置阈值,选取像元值大于0.65的区域作为不透水面,统计后得到不透水面的面积为29.68 km<sup>2</sup>。

## 4 精度验证

对遥感影像分类后需要进行结果评价,常用的精度评价方法包括分类结果叠加、混淆矩阵和ROC曲线等,本研究选用混淆矩阵方法来计算分类精度。与一般分类评价不同,本研究因依托鹤壁市海绵城市建设项目,有比较可靠的地面验证数据,因此采用地面验证数据取代高精度遥感影像构建验证数据集的方法,对分类结果和地面验证网格数据进行混淆矩阵计算,得到本次分类的总体精度为79.82%,Kappa系数为0.65,说明本次分类的一致性较高。

相较于同样数据源的城市不透水面提取研究,本次提取的结果比某些线性光谱混合分解方法的精度略低,通过分析后发现,原因可能有两点:①MNF变换后影像信息大多集中于前几个波段,因此在做三波段影像合成时,可能某些混合像元也被当作了纯净像元参与提取;②地面验证数据的原图绘制是靠人工测量和人工绘制,并且可能工作量较大时会采用分组绘制,且原数据中有较多的拓扑错误,对拓扑错误进行修改时可能会造成一部分地物信息变更。

## 5 结论

① 利用BP神经网络分类器可以较好地从中等分辨率影像中提取不透水面信息,利用地面验证数据进行精度验证后的结果表明,提取结果与地面验证数据有较好的一致性。

② 从不透水面的提取盖度图中可以看出,淇滨区的不透水面分布已经达到一半以上,结合其历史沿革,可以看出不透水面的扩张是由北向南进行的。研究区内的透水面主要集中在南部,这一部分是还未进行开发的农田。

③ 不透水面的扩张可能会为海绵城市的建设带来新的挑战,相较于未建成区,建成区硬化不透水面带来的城市内涝问题将会是该地区海绵城市建设亟需解决的重点问题。

由此可见,针对于海绵城市建设区域进行不透水面的提取,对于具体的工程规划和建设具有十分重要的参考价值。除此之外,对城市区的不透水面进行提取制图是一个基础,基于不透水面的扩张变化,可以进一步研究城市植被区的变化和景观格局的改变,并分析这些改变造成的水文后果,从全局角度为目标城市今后的建设提供更加科学的指导,使城市建设向着更生态、更宜居、更智慧的方向迈进。

## 参考文献:

- [1] 徐振强. 中国特色海绵城市的政策沿革与地方实践[J]. 上海城市管理,2015,(1):49-54.
- [2] 黄经南,敖宁谦. 海绵城市概念下基于小流域不透水面分析的城市开发策略研究[J]. 现代城市研究,2016,(12):62-68.
- [3] Ridd M K. Exploring a V-I-S (vegetation-impervious surface-soil) model for urban ecosystem analysis through remote sensing: comparative anatomy for cities[J]. International Journal of Remote Sensing,1995,16(12):2165-2185.
- [4] Berger C,Voltersen M,Hese S,*et al.* Robust extraction of urban land cover information from HSR multi-spectral and LiDAR data[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing,2013,6(5):2196-2211.
- [5] Singh P P,Garg R D. Road detection from remote sensing images using impervious surface characteristics: Review and implication[J]. ISPRS - International Archives of the Photogrammetry,Remote Sensing and Spatial Information Sciences,2014,XL-8(1):955-959.
- [6] 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 and Remote Sensing,2016,113(3):86-96.
- [7] Weng Q,Hu X. Medium spatial resolution satellite imagery for estimating and mapping urban impervious surfaces using LSMA and ANN[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing,2008,46(8):2397-2406.
- [8] Patel N,Mukherjee R. Extraction of impervious features from spectral indices using artificial neural network[J]. Arabian Journal of Geosciences,2015,8(6):3729-3741.
- [9] 徐涵秋. 基于影像的 Landsat TM/ETM+数据正规化技术[J]. 武汉大学学报:信息科学版,2007,32(1):62-66.



作者简介:高玉斌(1991-),女,山东潍坊人,硕士研究生,研究方向为水文水资源。

E-mail:ivyuyvi@foxmail.com

收稿日期:2016-12-15

提高水源利用效率  
减少生态环境污染  
促进持续稳定发展