

Investigation of a Modified Normalized Built-Up Index and a Post Processing Scheme for BUILT-UP Extraction in Urban Area

Yueyao Hu

State Key Laboratory of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan Hubei
Email: huyueyao@whu.edu.cn

Received: Jun. 1st, 2017; accepted: Jun. 19th, 2017; published: Jun. 21st, 2017

Abstract

As remotely sensed data can provide consistent and substantially information of the earth, it has become a common tool to explore the land surface timely and effectively. Specifically, it is widely applied in monitoring the built-up surfaces in urban area, which is significant for urban planning and management. To alleviate the confusion between built-up area and bare soil which is one of the major difficulties in the extraction of built-up area, this article proposes a novel Modified Normalized Difference Built-up Index (MNDBI). Moreover, a two-step post processing scheme, including clustering and morphological partial reconstruction, is also presented follow the built-up extraction. During the two-step post processing, missed built-up pixels can be filled up and the rest bare soil pixels can also be excluded. The proposed MNDBI index demonstrates better results and accuracies comparing to the existing built-up indices in our experiments. In addition, the two-step post processing can further alleviate false alarm and missed alarm and improve the extraction accuracy of built-up area.

Keywords

Landsat, Built-up Extraction, Index, Post Processing

修正的归一化差分建成区指数及建成区提取后处理方法研究

胡月瑶

武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室，湖北 武汉
Email: huyueyao@whu.edu.cn

收稿日期：2017年6月1日；录用日期：2017年6月19日；发布日期：2017年6月21日

摘要

及时、有效地获取城市中的建成区信息对进行合理的城市规划和管理有十分重要的意义。遥感数据具有来源广、覆盖范围大、实时采集的特点，包含丰富的地面信息，是进行城市信息采集和监测的有效手段。针对现有的利用遥感影像进行建成区提取中存在的裸土和建成区混分问题，根据建成区的光谱特征，本文提出了一种基于Landsat影像的修正的归一化差分建成区指数(**Modified Normalized Difference Built-up Index, MNDBI**)，并针对建成区的指数提取结果提出了相应的后处理框架，主要包括聚类去裸土和形态学偏重建两步。后处理中，第一步可以去除建成区提取结果中混杂的裸土，提高建成区提取的正确率，第二部可以减少提取结果中建成区的漏分，降低漏检率。实验结果显示，MNDBI相对于现有的建成区指数，可以更好的区分裸土和建成区，提高建成区的指数提取精度。指数提取后处理步骤可以有效的降低建成区指数提取的漏检率，减少虚警，进一步提高提取精度。

关键词

Landsat, 建成区提取, 指数, 后处理

Copyright © 2017 by author and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

从上世纪 70 年代改革开放至今将近 40 年的过程中，中国城市数量和面积都发生了翻天覆地的变化，城市化进程在全国甚至全球都在不断推进，近几年仍然有着愈演愈烈的趋势。及时、准确地获取城市区域空间信息可以对城市的发展进程进行宏观的控制，建成区作为城市区域的一个重要组成，是人类活动的主要载体，提取和监测城市中的建成区，对于进行合理的城市规划、提升城市生活品质有着重要意义。遥感技术是从 20 世纪 60 年代发展起来的一门新兴的技术，从 1972 年美国发射第一颗陆地卫星(Landsat 系列卫星)开始快速融入人类社会发展的浪潮中，逐渐成为对地观测的主要方式之一，为人类提供宏观、大范围、持续的地表信息。其中 Landsat 系列影像具有较为丰富空间、光谱信息，单景影像覆盖范围较大，易于获得，可以高效的监测城市尺度、区域尺度地表现状，具有实现大尺度城市区域实时监测和更新的潜力[1]。

利用 Landsat 影像进行城市中的建成区的提取，目前常见的方法包括监督分类[2]、混合像元分解[3]和指数方法[4] [5] [6]等。其中监督分类需要大量训练样本，而训练样本的采集是一个十分耗时耗力的过程；混合像元分解的方法需要经过端元提取，光谱解混的过程；指数方法利用了影像的波段运算，增强和识别目标地物，相对于前两种方法，指数方法具有简单易行的特点，适用于进行快速建成区提取。查勇[4]利用建成区在短波红外 1 波段和近红外波段的光谱差异，提出了一种归一化建成区指数(Normalized Difference Built-up Index, NDBI)，NDBI 可以用于建成区的快速提取，但其存在较严重的建成区和非建成区混分现象。针对建成区和水体、植被背景的混分，徐涵秋[5]在 NDBI 指数的基础上，加入水体和植被背景信息，提出了一种可以有效抑制水体和植被背景的建成区指数(Index Based Index, IBI)。针对建成区和植被的混分，何春阳[7]结合 NDBI 和归一化差分植被指数(Normalized Difference Vegetation Index,

NDVI), 提出了一种可以有效抑制植被背景的连续建成区指数(Built-Up Areas Continuous, BUc)。

针对建成区和裸土的混分问题, 本文使用 Landsat 作为数据源, 主要创新成果包括:

1) 在现有的建成区指数 NDBI 基础上, 提出了一种修正的归一化差分建成区指数(Modified Normalized Difference Built-up Index, MNDBI), 可以有效的抑制裸土背景, 提高提取精度。

2) 针对指数提取的不确定性, 提出两步后处理框架, 包括聚类去裸土和形态学偏重建两步, 进一步剔除建成区提取结果中可能混淆的裸土像素并降低漏检率。

2. 建成区提取方法

指数方法提取建成区具有便捷、快速的特点, 可以进行快速城市建成区提取, 为后续的应用分析提供基础。本文在归一化差分指数构造模式(Normalized Difference X Index, NDXI)下[8], 在现有的建成区指数基础上提出一种修正的归一化差分建成区指数(MNDBI), 并提出一种对指数目标提取结果进行改进的提取后处理框架, 总体流程如图 1 所示。

2.1. 修正的归一化差分建成区指数

由不同地物类型在 Landsat 不同波段上的光谱特征可知(图 2), 相对于其他几类地物类型, 建成区在短波红外 1 波段(Swir1)反射率较强, 近红外波段(Nir)反射率较低, 在这两个波段上的差值相对其他几类地物类型较大, 构造指数时可以通过这两个波段作差, 增强建成区的响应。基于建成区在 Swir1 和 Nir 两个波段上的光谱特征, 利用 NDXI 模型(公式(1)), 查勇[4]提出了归一化差分建成区指数(NDBI) (公式(2))。

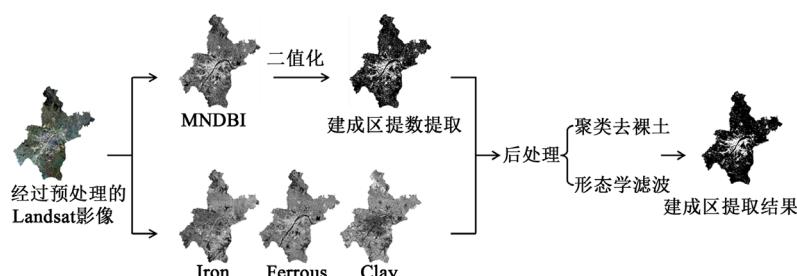


Figure 1. The flow chart of the built-up extraction
图 1. 建成区提取流程图

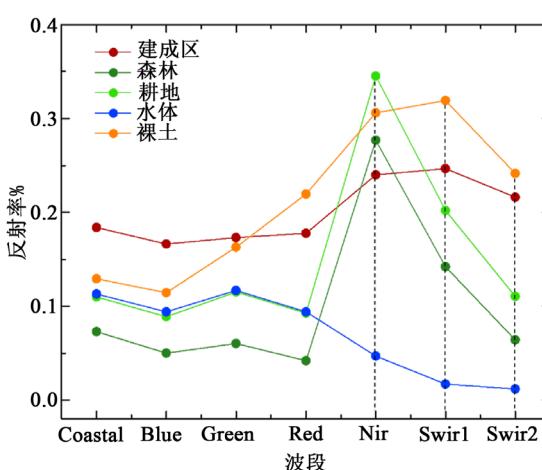


Figure 2. Spectral characteristic curve of different objects (Landsat 8)
图 2. 地物光谱特性曲线(Landsat 8)

$$\text{NDXI} = \frac{\text{band1} - \text{band2}}{\text{band1} + \text{band2}} \quad (1)$$

$$\text{NDBI} = \frac{\text{Swir1} - \text{Nir}}{\text{Swir1} + \text{Nir}} \quad (2)$$

$$\text{MNDBI} = \frac{\text{Swir2} - \text{Nir}}{\text{Swir2} + \text{Nir}} \quad (3)$$

公式(1)中，band1 和 band2 表示遥感影像中的两个波段，NDXI 由 band1 和 band2 的差分运算构造得到。从图 2 中的光谱折线图可以看出，建成区和裸土两类地物在各个波段上的反射率特征相似，两者相对于其他地物在各个波段的反射率较高，且在近红外和短波红外波段反射率高于可见光波段。通过观察各类地物的光谱特性曲线我们可以发现，利用短波红外 1 波段和近红外波段之间的作差就可以很好的从建成区中区分出森林、耕地、水体。但是，由于裸土与建成区整体光谱特征相似，它们在短波红外 1 波段和近红外波段上的差值也十分相近，通过短波红外 1 波段和近红外波段的差值运算会同时增强建成区和裸土。现有的研究也表示 NDBI 指数提取结果中会出现建成区和裸土严重混淆的现象[7]。

观察图 2 中建成区和裸土在 Nir、Swir1、Swir2 三个波段上的光谱特征，可以看出，相对于森林、耕地和水体，建成区和裸土在短波红外 2 波段(Swir2)和短波红外 1 波段都具有较高的反射率，Swir2 与 Nir 的差值和 Swir1 与 Nir 差值都可以增强建成区和裸土的响应值，将这两类地物与其他地物类型区分开。而其中，建成区和裸土在 Swir2 与 Nir 两个波段上的差值的差异性要明显大于在 Swir1 与 Nir 两个波段上的差值的差异性。基于建成区和裸土的光谱特征，本文提出了一种修正的归一化差分建成区指数(MNDBI，公式(3))，在 NDBI 的基础上，将短波红外 1 波段替换了短波红外 2 波段，更有效的抑制裸土背景对于建成区提取的影响。

2.2. 建成区提取后处理方法

2.2.1. 矿物指数影像聚类去裸土

裸土与建成区一样具有比较亮的亮度，且裸土没有形态多变，形状不统一，分布规律性较弱，在分类时往往会和建成区混淆，引起错分。实验发现，对于指数提取建成区来说，对提取精度影响最大的因素就是裸土的错分。

Ward [9] 在 2000 年使用了一组矿物指数，在建成区提取、地物分类中起到从建成区中剔除裸土的作用，减少建成区提取的错分现象。裸土的使用用途的不同决定了它有多种可能成分：城市中的裸土大部分即将用作建筑用地或排水场，它的成分多为黏土；耕地或农村中的裸土大多数为“砖红土”，铁含量比较多。将三种矿物指数影像组合起来进行非监督分类就可以将裸土分出。2002 年，Phinn [10] 在 VIS (Vegetation-Impervious surface-Soil) 模型[11]的基础上也使用了这一组矿物指数，用于区分建成区和裸土，能够很好的提高分类精度。

这一组矿物指数包括：

1) 黏土矿物质指数：

$$\text{Clay} = \frac{\text{Swir1}}{\text{Swir2}} \quad (4)$$

2) 氧化铁指数：

$$\text{Iron} = \frac{\text{Red}}{\text{Blue}} \quad (5)$$

3) 铁类金属指数：

$$\text{Ferrous} = \frac{\text{Swir1}}{\text{Nir}} \quad (6)$$

本文将黏土矿物质指数、氧化铁指数、铁类金属指数三种矿物指数影像进行叠加，作为输入数据，利用 K-means 聚类，识别并剔除混淆在提取结果中的裸土。

2.2.2. 形态学偏重建

聚类去裸土可以降低建成区提取的虚警率，提高建成区提取的正确性。针对指数据提取结果中可能存在的建成区漏分现象，如建成区中一些亮度较暗的建筑被漏分，我们对指数据提取结果进行第二步的后处理，从保证建成区提取的完整性。

数学形态学已经被广泛应用于图像处理中[12]，它可以快速有效的抑制噪声、恢复与重建、填补空洞等，形态学基本运算主要包括腐蚀、膨胀、开运算、闭运算、形态学重建等，其中形态学重建相对于其他运算来说，能够更有效的保持目标地物边界信息的完整性，但是也存在一定问题，其中一点就是会导致一些不该消失的地物被不合理的滤去，如一些狭长目标，当结构元素的尺度大于狭长目标的最小宽度，目标就会被滤去，Bellens [13]针对形态学重建这点不足提出了形态学偏重建算法，廖文志[14]将形态学偏重建运用到了高分影像分类当中。形态学偏重建是在形态学重构当中加入了一个距离约束对目标进行判定，在去除噪声点的同时，能够合理的保留一些目标地物，去噪速度慢于形态学重建。本论文采用形态学偏重建，对建成区的指数据提取结果进行进一步优化。

3. 实验及分析

实验主要包括两个部分：第一部分是对本文提出的修正的归一化差分建成区指数的提取结果进行评价，并与现有的建成区指数方法进行对比；第二部分是比较经过后处理的建成区提取结果和指数据提取结果，分析后处理各步骤对建成区提取效果产生的影响。本文对各个实验区域分别绘制了地面参考样本，在参考样本中随机抽取 2000 个像素点作为测试样本，其中包括：1000 个建成区样本点、250 个水体样本点、250 个裸土样本点、250 个草地样本点、250 个森林样本点。利用混淆矩阵、总体精度 OA、Kappa 系数来衡量利用不同方法进行建成区提取的精度。

3.1. 实验数据及预处理

研究数据包括武汉市 2014 年 Landsat-8 OLI 数据、北京市 1992 年 Landsat-5 TM 数据、广州市 2002 年 Landsat-7 ETM+ 数据，本文所使用的 Landsat 数据均为 L1T 等级数据，可以从 USGS 上免费获取。L1T 等级的 Landsat 数据已经经过了基本的地形数据参与的几何校正，一般情况下可以直接使用而不需要做几何校正。为了利用其丰富的波段光谱信息，获得地表反射率，我们对原始数据进行了辐射定标和 FLAASH 大气校正(ENVI 5.1)。本文对 Landsat 影像预处理步骤主要包括：

- 1) 统一坐标系；
- 2) 辐射定标；
- 3) 大气校正；
- 4) 拼接、裁剪。

统一所有数据的坐标系为 WGS-84 坐标系，使用 UTM 投影。辐射定标是将传感器直接获得的地表 DN(Digital Number)值转换为辐射亮度值；大气校正则是将辐射亮度转换为地表真实反射率。本论文直接使用 ENVI 5.1 辐射定标和 FLAASH 大气校正相关工具对所有 Landsat 影像进行这两步处理。对于一个城市的多景影像，由于需要得到市级行政区域的 Landsat 影像，需要将多景影像进行拼接，再利用行政区矢量图(Database of Global Administrative Areas, GADM)，对拼接得到的影像进行裁剪(这两步也可直接通过

ENVI 5.1 Seamless Mosaic 和 Subset Data by ROIs 两个工具实现), 最终得到经过预处理的, 武汉市、北京市、广州市的影像数据。

3.2. 指数提取实验

本节对比了归一化差分建成区指数 NDBI、基于指数计算的建成区指数 IBI, 以及本文提出的修正的归一化差分建成区指数 MNDBI 在三个实验区域(武汉市、北京市、广州市)上的建成区提取结果及精度。

图 3 给出了各个指数提取建成区的结果图, 图 4 给出广州市局部放大区域的提取细节。其中, IBI 的提取结果在非主城区区域存在很多细碎点, 经检查可知, 这些细碎点大部分为土壤虚警, 被错误的标记为建成区, NDBI 的提取结果中同样存在一定的虚警。MNDBI 提取结果中的虚警明显较少, 同时建成区也被比较完整的提取出来。表 1 中的定量精度评定结果也展现出了类似的规律, 总体上三个指数都可以较完整的提取实验区域的建成区, MNDBI 在三个实验区域的建成区提取中获得了最高的精度, 而 IBI

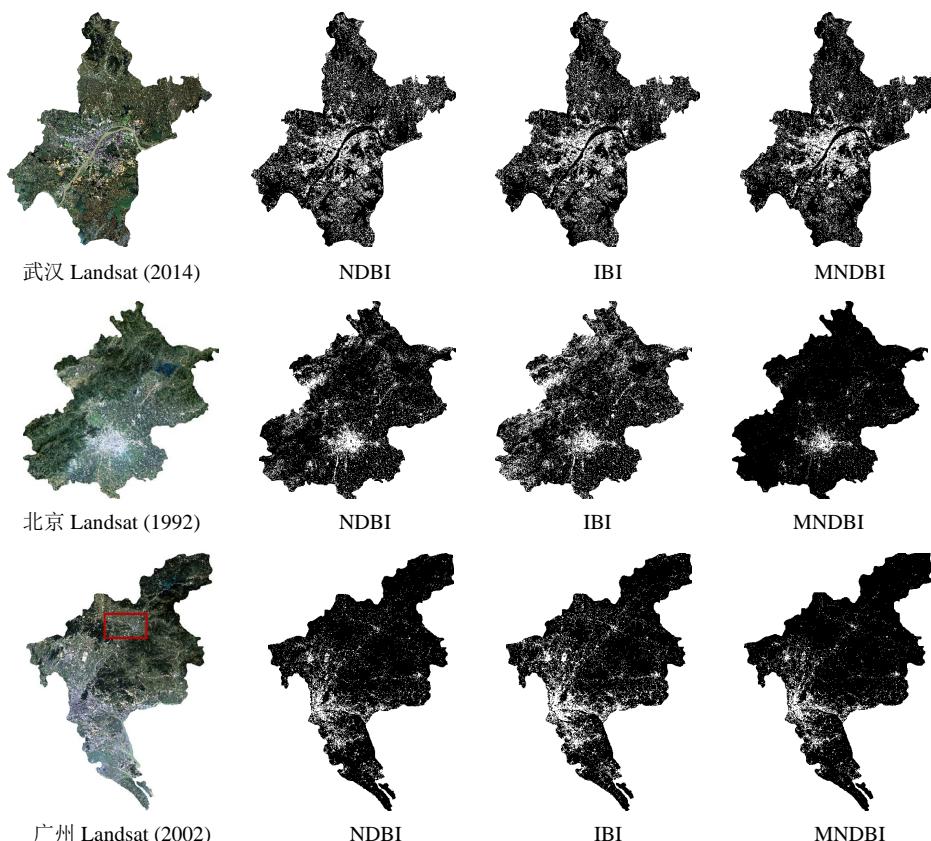


Figure 3. Comparison of the extraction results of different built-up indices

图 3. 建成区指数提取结果对比

Table 1. Accuracy assessment of the extraction results of different built-up indices

表 1. 建成区指数提取精度评定

研究区域	NDBI		IBI		MNDBI	
	总体精度%	Kappa 系数	总体精度%	Kappa 系数	总体精度%	Kappa 系数
武汉 2014	84.84	0.6970	85.05	0.7010	86.75	0.7350
北京 1992	85.25	0.7050	81.95	0.6390	86.30	0.7260
广州 2002	92.55	0.8510	86.10	0.7220	94.00	0.8800

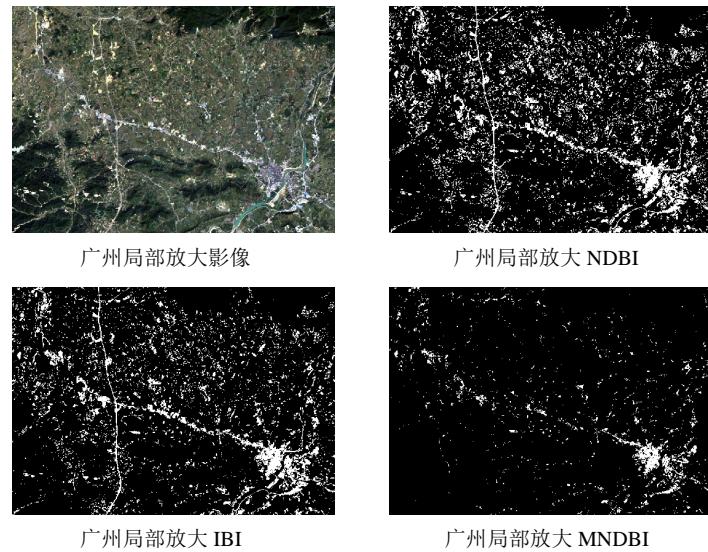


Figure 4. Zoned-in extraction results of Guangzhou
图 4. 广州市局部放大区域提取结果

和 NDBI 的精度相对略低。尤其是在广州市, MNDBI 的提取精度(总体精度: 94.00%; Kappa 系数: 0.8800)显著高于 IBI(总体精度: 86.10%; Kappa 系数: 0.7220), 略高于 NDBI(总体精度: 92.55%; Kappa 系数: 0.8510)。以上的实验结果验证了 MNDBI 的有效性和优越性。

3.3. 建成区提取后处理

根据本文提出的建成区指数提取后处理框架, 我们需要对 MNDBI 指数提取出的建成区进行两步后处理:

- 1) K-means 聚类去除裸土;
- 2) 形态学偏重建减少漏分、去噪。

需要注意的是, 为了提高效率, 本文对于指数提取错分率小于 10/1000 的影像省略了后处理步骤 1), 直接进行后处理步骤 2)。在本实验中, 广州 2002 年的影像符合这一条件, 只进行了第二步后处理。

分别对武汉、北京、广州三个城市的指数提取结果进行后处理, 每一步的城市提取实验结果见图 5, 精度评定结果见表 2。从各个步骤的处理结果看, 聚类去裸土后非中心城市区域离散点显著减少, 裸土区域被进一步去除, 而经过形态学偏重建, 建成区提取结果变得更加聚集, 内部空洞被适当填补, 中心城市区域建成区漏分被缓解。从每一步的精度评定混淆矩阵中也可以看出, 经过聚类去裸土, 被分到建成区的非建成区样本点显著减少, 虚警率显著降低。经过形态学偏重建, 被分到非建成区的建成区样本点数量明显减少, 建成区提取的漏检率降低, 建成区提取的更加正确和完整。随着每一步的后处理, 总体精度和 Kappa 系数也在逐渐升高, 三个实验区域的建成区提取精度在后处理之后均在 90% 以上, Kappa 系数均在 0.86 以上, 武汉市的总体精度达到了 97.25% (Kappa: 0.9450), 总体精度比指数提取结果提高了 10.5% (Kappa 系数提高了 0.21)。在三个实验区域的建成区提取结果说明了指数提取后处理方法的有效性。

4. 结论

本文针对 Landsat 影像建成区提取问题, 首先基于建成区的光谱特征提出了一种修正的归一化差分建成区指数 MNDBI。MNDBI 在 NDBI 基础上, 将 Swir1 波段替换为 Swir2, 从而拉开建成区与裸土的光谱差异, 抑制裸土背景, 提高建成区提取的正确性。指数目标提取具有计算简便、易于实施的特点, 但

Table 2. Accuracy assessment of the built-up extraction results after post processing
表 2. 建成区提取后处理精度评定

实验区域	方法	类别	地表真实样本			生产者精度(%)	使用者精度(%)
			建成区	非建成区	总计		
武汉 2014	指数提取	建成区	980	245	1225	98.00	80.00
		非建成区	20	755	775	75.50	97.42
		总计	1000	1000	2000		
	总体精度(%): 86.75				Kappa 系数: 0.7350		
	聚类去裸土	建成区	821	44	865	82.10	94.91
		非建成区	179	956	1135	95.60	84.23
		总计	1000	1000	2000		
	总体精度(%): 88.85				Kappa 系数: 0.7770		
	形态学偏重建	建成区	988	43	1031	98.80	95.83
		非建成区	12	957	969	95.70	98.76
		总计	1000	1000	2000		
	总体精度(%): 97.25				Kappa 系数: 0.9450		
北京 1992	指数提取	建成区	782	56	838	78.20	93.32
		非建成区	218	944	1162	94.40	81.34
		总计	1000	1000	2000		
	总体精度(%): 86.30				Kappa 系数: 0.7260		
	聚类去裸土	建成区	739	38	777	73.90	95.11
		非建成区	261	962	1223	96.20	78.66
		总计	1000	1000	2000		
	总体精度(%): 85.05				Kappa 系数: 0.7010		
	形态学偏重建	建成区	920	26	946	92.00	97.25
		非建成区	80	974	1054	97.40	92.41
		总计	1000	1000	2000		
广州 1992	总体精度(%): 94.70				Kappa 系数: 0.8940		
	指数提取	建成区	824	6	830	82.40	99.28
		非建成区	176	994	1170	99.40	84.96
		总计	1000	1000	2000		
	总体精度(%): 90.90				Kappa 系数: 0.8180		
	形态学偏重建	建成区	870	2	872	87.00	99.77
		非建成区	130	998	1128	99.80	88.48
		总计	1000	1000	2000		
	总体精度(%): 93.40				Kappa 系数: 0.8680		

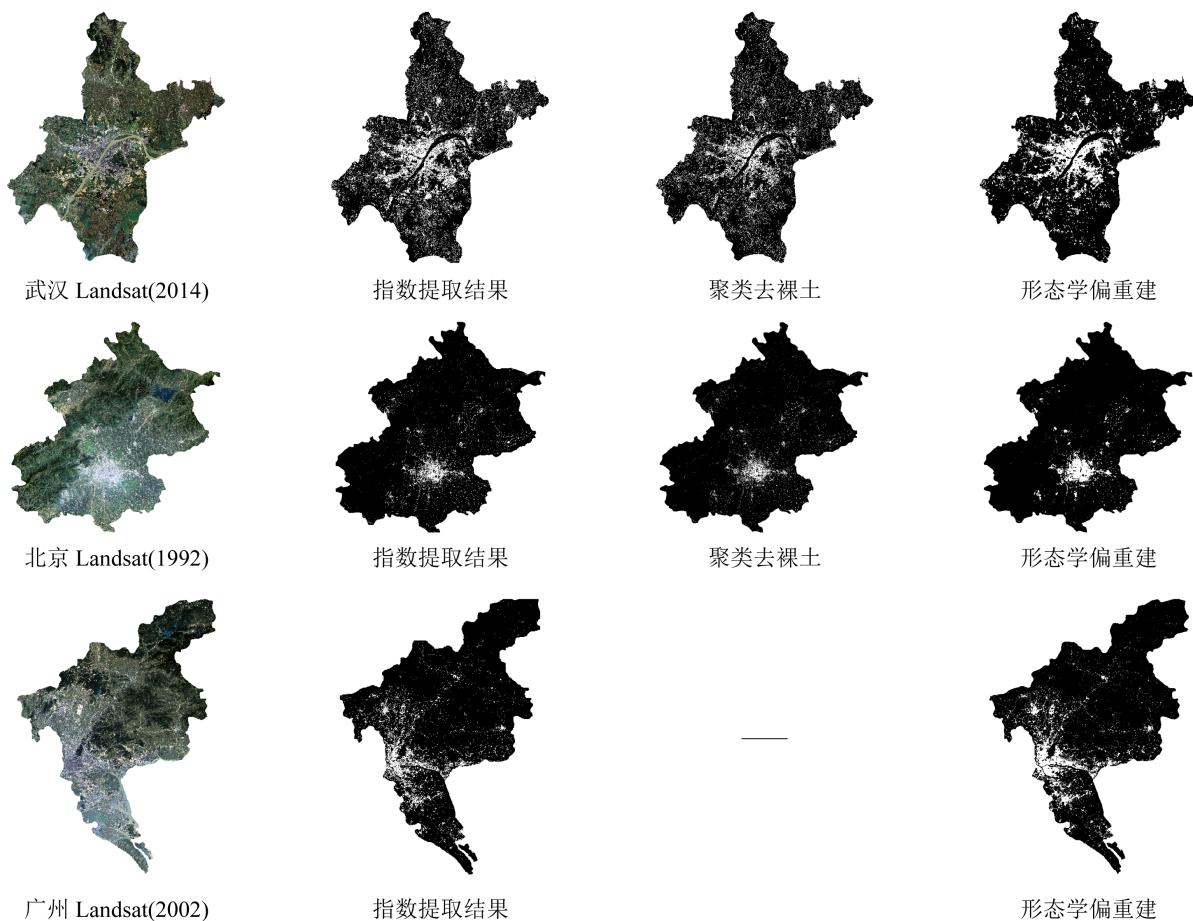


Figure 5. Built-up extraction results after post processing
图 5. 建成区提取后处理结果

对于建成区这样具有很高光谱多样性和复杂性的地物类型，指数提取结果往往依然存在很多的不确定性。针对建成区指数提取结果的不确定性，本文提出了一个建成区指数提取后处理框架，包括聚类去裸土和形态学偏重建两步。聚类去裸土可以有效剔除建成区提取结果中可能混淆的裸土像素，形态学偏重建可以填补提取结果中的空洞，降低漏检率，去除噪声点，使提取结果更加连续和完整。在三个实验区的建成区提取中，MNDBI 可以获得最高的建成区提取精度，且建成区的提取精度随着后处理逐渐提高，提取结果中的虚警减少，漏检降低。实验结果验证了 MNDBI 进行建成区提取的优越性，同时验证了本文所提出的后处理框架对于提高建成区提取精度的有效性。

参考文献 (References)

- [1] 宫鹏, 张伟, 俞乐, 等. 全球地表覆盖制图研究新范式[J]. 遥感学报, 2016, 20(5): 1002-1016.
- [2] Hu, X. and Weng, Q. (2009) Estimating Impervious Surfaces from Medium Spatial Resolution Imagery Using the Self-Organizing Map and Multi-Layer Perceptron Neural Networks. *Remote Sensing of Environment*, **113**, 2089-2102. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.05.014>
- [3] Deng, C. and Wu, C. (2013) A Spatially Adaptive Spectral Mixture Analysis for Mapping Subpixel Urban Impervious Surface Distribution. *Remote Sensing of Environment*, **133**, 62-70. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.02.005>
- [4] Zha, Y., Gao, J. and Ni, S. (2003) Use of Normalized Difference Built-Up Index in automatically Mapping Urban Areas from TM Imagery. *International Journal of Remote Sensing*, **24**, 583-594. <https://doi.org/10.1080/01431160304987>

-
- [5] Xu, H. (2008) A New Index for Delineating Built-Up Land Features in Satellite Imagery. *International Journal of Remote Sensing*, **29**, 4269-4276. <https://doi.org/10.1080/01431160802039957>
 - [6] Xu, H. (2007) Extraction of Urban Built-Up Land Features from Landsat Imagery Using a Thematic-Oriented Index Combination Technique. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing Journal*, **73**, 1381-1391. <https://doi.org/10.14358/PERS.73.12.1381>
 - [7] He, C., Shi, P., Xie, D. and Zhao, Y. (2010) Improving the Normalized Difference Built-Up Index to Map Urban Built-Up Areas Using a Semiautomatic Segmentation Approach. *Remote Sensing Letters*, **1**, 213-221.
 - [8] Pan, X.Z., Uchida, S., Liang, Y., Hirano, A. and Sun, B. (2010) Discriminating Different Landuse Types by Using Multitemporal NDXI in a Rice Planting Area. *International Journal of Remote Sensing*, **31**, 585-596. <https://doi.org/10.1080/01431160902894442>
 - [9] Ward, D., Phinn, S.R. and Murray, A.T. (2000) Monitoring Growth in Rapidly Urbanizing Areas Using Remotely Sensed Data. *The Professional Geographer Journal*, **52**, 371-386. <https://doi.org/10.1111/0033-0124.00232>
 - [10] Phinn, S., Stanford, M., Scarth, P., Murray, A.T. and Shyy, P.T. (2002) Monitoring the Composition of Urban Environments Based on the Vegetation-Impervious Surface-Soil (VIS) Model by Subpixel Analysis Techniques. *International Journal of Remote Sensing*, **23**, 4131-4153. <https://doi.org/10.1080/01431160110114998>
 - [11] Ridd, M.K. (1995) Exploring a V-I-S (Vegetation-Impervious Surface-Soil) Model for Urban Ecosystem Analysis through Remote Sensing: Comparative Anatomy for Cities. *International Journal of Remote Sensing*, **16**, 2165-2185. <https://doi.org/10.1080/01431169508954549>
 - [12] 任获荣. 数学形态学及其应用[D]: [博士学位论文]. 西安: 西安电子科技大学, 2004.
 - [13] Bellens, R., et al. (2008) Improved Classification of VHR Images of Urban Areas Using Directional Morphological Profiles. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, **46**, 2803-2813.
 - [14] Liao, W., Member, S., Bellens, R., Member, S. and Pižurica, A. (2012) Classification of Hyperspectral Data over Urban Areas Using Directional Morphological Profiles and Semi-Supervised Feature Extraction. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, **5**, 1177-1190. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2012.2190045>

Hans 汉斯

期刊投稿者将享受如下服务:

- 1. 投稿前咨询服务 (QQ、微信、邮箱皆可)
- 2. 为您匹配最合适的期刊
- 3. 24 小时以内解答您的所有疑问
- 4. 友好的在线投稿界面
- 5. 专业的同行评审
- 6. 知网检索
- 7. 全网络覆盖式推广您的研究

投稿请点击: <http://www.hanspub.org/Submission.aspx>

期刊邮箱: gst@hanspub.org