

一种新的城市变化检测法及其在长沙都市区的应用

莫宏伟^{1,2}, 李少青¹, 袁志芬¹, 唐爽¹, 王欣^{1,2}

(1. 湖南科技大学 地球空间信息科学研究中心, 湖南 湘潭 411201;

2. 中国科学院 寒区旱区资源与工程研究所, 甘肃 兰州 730000)

摘要: 城市变化检测是遥感应用的重要领域。以长沙都市区为例, 利用两期 Landsat TM 影像, 改进了移动窗口法, 提出了差分图像异常检测法。结果显示: (1) 差分图像异常检测法有较高的检测精度。在随机选取的 178 个变化/非变化像元中, 有 157 个被正确检测到, 精度达 88.2%; (2) 2004—2009 年间, 长沙都市区城市变化像元共计 116 101 个, 即该区有 5.41% 的自然景观转化为城市景观。园区经济的快速发展成为该区城市扩张的主要驱动力。

关键词: 差分图像异常检测法; 城市变化; 长沙都市区

文献标识码: B

文章编号: 1000-288X(2012)04-0134-05

中图分类号: P237.4, TP79

A New Method for Urban Change Detection and Its Application in Changsha Urban Area

MO Hong-wei^{1,2}, LI Shao-qing¹, YUAN Zhi-fen¹, TANG Shuang¹, WANG Xin^{1,2}

(1. Institute of Geospatial Information Science, Hu'nan University of Science and Technology, Xiangtan, Hu'nan 411201, China; 2. Cold and Arid Regions Environmental and Engineering Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Lanzhou, Gansu 730000, China)

Abstract: Urban change detection is an important field of remote sensing applications. This study presents a method for detecting urban change from remotely sensed data. We proposed the differential image anomaly detection method to improve the moving window method using the Landsat TM data. Changsha urban area was chosen as an example to illustrate the method. The results show that the differential image anomaly detection method has higher detection accuracy; 157 out of 178(88.2%) randomly selected pixels were correctly detected. In Changsha urban area, 116 101(5.41%) pixels which was natural landscape turned into urban landscape during 2004—2009. Economic development of industrial areas became the main driving force of the urban change in the study area.

Keywords: differencing image anomaly detection method; urban change; Changsha urban area

随着工业化和城市化在世界范围内的推进, 地表覆盖变化对城市及其周边地区的环境质量与生态平衡的影响日益深刻。如何准确快速地提取城市变化信息, 保持城市在新环境下不断地调整和维持动态平衡, 并使监测方法更具合理性, 是当前城市变化遥感监测急需解决的问题。

遥感变化检测就是对不同时间获取的同一地域的多幅遥感影像进行分析和确定地物变化特征与过程的技术^[1]。常用的变化检测方法可分为直接比较法、分类后检测法和混合检测法。第 1 类方法以像元光谱特征为基础, 不会因分类误差传递影响检测精度, 但对数据质量要求很高。主要有影像差值/比值法^[2-3]、植被指数法^[4]、主成分分析法^[5-6]和变化向量

分析法^[7]等。第 2 类方法可监测出变化像元的详细信息, 但由于积累了分类误差降低了检测精度, 目前主要通过结合使用统计数据等来提高地物分类精度^[8]。近年来, 综合两类方法优点的混合检测法得到发展^[9-10], 其中, 基于 NDVI 的检测算法运用最为广泛^[1,11]。NDVI 受季节和区域影响明显, 若后期影像属于春夏季节而前期秋冬季节, 则差值计算得到的变化像元有相当一部分是伪变化像元。此外, 基于 NDVI 的城市变化检测方法仅在非干旱地区比较适用^[12]。为避免上述方法的不足, 提出一种新的城市变化遥感检测方法——差分图像异常检测法(differencing image anomaly detection method), 并以长沙都市区为研究对象进行了检验。

1 差分图像异常检测法

1.1 图像异常的定义

图像异常是指在某一种或某几种图像特征上与周围的同类特征有着显著差异的一定区域^[13]。图像异常检测多用于对高光谱遥感影像的解译。对于 Landsat TM 数据而言,图像异常也可以间接地揭示地物光谱特征的显著差异。异常区主要存在于目标与目标、目标与背景、区域与区域之间,在相邻的地物覆盖类型不变的情况下,相同区域在不同时间段不会或很少形成新的异常点(定义为与邻域背景或全局背景存在明显光谱差异的点)。城市化将自然景观转变为以非渗透表面为主要特征的城市景观,这种变化会引起城乡地物光谱特征发生改变,在遥感影像上则表现为局域灰度值的急剧改变,形成新的异常点或边缘点。新增加的异常点包含着一定程度的城市变化信息,识别并提取这些信息有利于城市变化遥感监测的实现。

1.2 求差值图像

若有两期遥感图像 $Image_{ij}^b(t_1)$ 和 $Image_{ij}^b(t_2)$ 用于城市变化信息检测,则先利用公式求出差值图像:

$$Dimage_{ij}^b = Image_{ij}^b(t_1) - Image_{ij}^b(t_2)$$

式中: i, j, b, t_1, t_2 ——遥感图像的行、列、波段和时相。

1.3 差值图像异常检测

单波段遥感影像的异常检测方法主要有全局统计分析法和局部统计分析法。全局统计分析法主要是统计整幅图像的全局信息,根据目标和背景之间的差异进行检测^[14]。局部统计分析法主要是通过一个窗口在整幅场景中滑动来统计窗口内目标和背景的差异,进而实现对图像异常的检测^[15]。本研究选用移动窗口法对差值图像进行异常检测。

移动窗口法是直接基于图像异常定义的一种边缘监测方法,最早由 Whittaker^[16]于1960年提出,用于分析沿水分梯度的植被变化,后来被广泛应用于城市化过程的环境响应研究等领域^[17]。其基本原理为:给定一个窗口,其中包含一个子窗口,根据子窗口与母窗口的其余部分的差异大小,确定子窗口是否构成相对其周围的异常。运算结果中的每个像素点是其邻域与该邻域周围像素的平均差异值,反映了图像的异常或异常边界。

1.4 确定阈值,提取候选变化像元

假定差值图像直方图呈高斯分布,则均值附近区域为未变化像元分布区,变化像元在两端对称分布,因此,可设定双阈值 L_1 和 L_2 对图像进行分割。采用 Nelson 的 Two-step 阈值法^[18]确定变化与非变化像元间阈值,生成二值图。具体实现步骤为:计算得到差值图像的均值与标准差,然后以均值为基准,利用

地图代数功能在 $0.25 \sim 2$ 个标准差之间每 0.25 个标准差生成变化影像,并通过对比分析阈值和变化精度间的关系,找到达到高变化精度的阈值作为初阈值,再以 0.1 个标准差在初阈值附近做进一步调试以确定最优的阈值。在差值图像异常检测过程中,建设用地转化成其他类型用地同样会产生新的异常点,通过 NDBI 差值法可剔除这些伪变化像元。

1.5 NDBI 差值法剔除伪变化像元

杨山^[19]通过分析 TM 影像的光谱特征,提出仿植被归一化指数,后由 Zha 等^[20]定义为归一化建筑指数(normalized difference built-up index, NDBI),对于 TM 影像, $NDBI = (TM_5 - TM_4) / (TM_5 + TM_4)$ 。Zha 利用 NDBI 指数法在对南京市的城市分类中,分类精度达到 92.6% 。一般来说, NDBI 值越高,建设用地分布越密集,反之则稀疏。城市化过程将农用地转变为城市用地,会带来 NDBI 值的上升,且 NDBI 受季节影像较小。利用两时相的 NDBI 做差值计算,所有大于 0 的像元都可能是从农用地转化为城市用地的像元,设置阈值 T 对 NDBI 差值图像进行分割。

1.6 技术流程

设前一期 TM 影像为 TM_{t_1} , 后一期 TM 影像为 TM_{t_2} , 两期影像 NDBI 图像分别为 $NDBI_{t_1}$ 和 $NDBI_{t_2}$, 则基于差分图像异常检测法检测城市扩张的技术流程如图 1 所示。

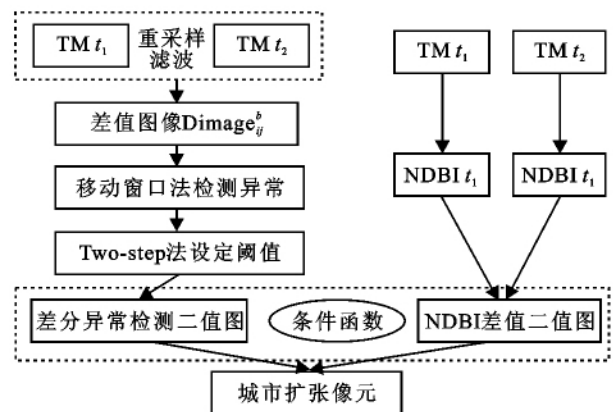


图1 差分图像异常检测法技术流程图

2 实例研究

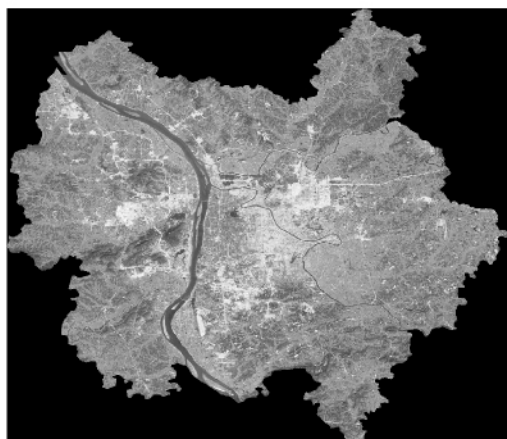
2.1 研究区概况

长沙市是湖南省省会城市,位于长江经济带和华中经济圈结合部,地理坐标介于东经 $111^{\circ}53' - 114^{\circ}15'$, 北纬 $27^{\circ}51' - 28^{\circ}40'$ 之间,总面积为 $11\ 819.5\ \text{km}^2$,是湖南省的政治、经济、文化、交通中心,同时又是长株潭城市群核心城市。长沙都市区是指以长沙市主城区为核心的,由集中的规划建设用地及这些用地之间

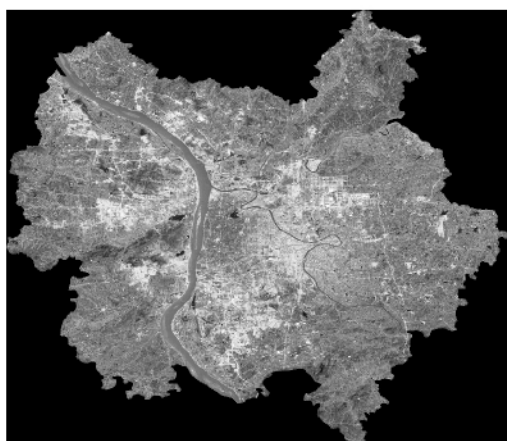
的自然环境共同构成的都市区,以乡镇为基本单位,包括长沙市芙蓉区、天心区、雨花区、开福区、岳麓区(不包括莲花镇和雨敞坪镇)、望城县的高塘岭镇、星城镇、黄金乡、雷锋镇、丁字镇、长沙县的星沙街道、暮云镇、黄花镇、榔梨镇、黄兴镇、安沙镇、跳马镇和干杉乡,总面积 1 930 km²,预计到 2020 年都市区人口达到 660 万人^[21]。

2.2 数据源与预处理

选择 2004 年 9 月 4 日和 2009 年 4 月 15 日两期共 4 景 Landsat TM 影像为基础数据(图 2),来源于中国科学院对地观测与数字地球科学中心(<http://www.ceode.cas.cn/>)。首先将 2004 年遥感影像与 1:5 万地形图进行二次多项式校正,然后再将两期影像进行配准,RMS 小于 0.3 个像元,并将投影统一至 Albers 正轴等面积割圆锥投影。TM 空间分辨率仅为 30 m×30 m,城市变化的细微变化,如道路信息则很难监测到,需对原始影像进行空间增强处理。选用第 2 波段(TM2)作为图像差值计算的单波段影像^[8]。将 TM2 影像重采样至 15 m×15 m 分辨率,然后进行 3×3 中值滤波变换,消除噪声对图像的影响。



2004年



2009年

图 2 长沙都市区 2004 和 2009 年 Landsat TM 影像

2.3 评价过程

在利用移动窗口法对图像进行异常检测的过程中,窗口设置的大小直接影响到检测结果的准确性。分别设计 9×9(3×3),11×11(5×5),13×13(7×7),15×15(5×5),17×17(7×7),19×19(9×9)(括号内为子窗口大小)窗口对图像进行卷积运算,对比发现当窗口为 17×17(7×7)时图像纹理特征最明显。

根据差分图像异常检测法流程图(图 1)对数据进行处理,并经 Two-step 阈值法设定 $L_1 = -12.56$ 和 $L_2 = 19.71$ 对差值图像进行阈值分割,提取城市扩张候选像元,然后用 NDBI 剔除伪变化像元。一般来说,NDBI 差值影像中所有大于 0 的像元均可认定为城市扩张像元,但由于两期遥感影像获取季节不同,经反复实验,将阈值 T 设定为 0.1。最后利用 ERDAS 的 Model Make 设置条件函数提取城市变化像元,建模语言为:

EITHER 1 IF $(< -12.56 \text{ OR } > 19.71)$
AND DNDBI > 0.1 ; OR 0 OTHERWISE

式中:Dimage——差分异常检测后图像;DNDBI——NDBI 差值图。二值化后,所有值为 1 的像元即为城市变化像元,值为 0 的像元为非变化像元。

3 精度检验与结果分析

3.1 精度检验

首先利用 2004 年 TM 影像、2009 年 TM 影像和城市变化像元二值图进行光标对比查询,目视检验变化/非变化检测精度。对比发现,该方法检测到的变化像元不仅对大面积的城市变化过程敏感(图 3a,图 3b),而且对诸如新建交通线路和城市内部细微变化也有较好的检测效果(图 3c,图 3d)。

检测结果的可信度还可以进行量化分析,可采用已有成果进行对比分析,也可以通过实地考察利用调查数据进行检验,采用了二者相结合的方法。对于未变化区域,选用更高分辨率影像——Google Earth (GE)进行精度检验。GE 影像空间分辨率一般在 15 m 以上,可有效地检验土地利用分类精度^[22]。对于城市变化较快的河西、金霞、星沙、暮云、含浦及其周边区域,采用 GPS 随机采点、走访的方式进行精度检验。在选取的 178 个变化/非变化像元中,有 157 个被正确检测到,精度达 88.2%,高于李全等^[12]建立的检测方法。

3.2 结果分析

利用城市变化像元二值图对 2009 年 TM 影像进行掩膜运算得到城市扩张像元 TM 影像。统计得到长沙都市区 2004—2009 年城市变化像元共计 116 101 个,总面积 104.49 km²,并呈现出了一些特点。(1) 城市变化最快的地区集中分布在三环线两

侧,呈片状发展,有 4 个大的片状区域:河西高新区、星沙镇、城南地区和金霞经开区。河西高新区和星沙镇的发展得益于长沙市城市功能分区的转移和工业园区经济的发展。特别是长沙市国家高新技术开发区的飞速发展,已经使星沙镇成为具有中等城市规模的长沙市未来发展的次中心。城北地区的发展动力主要源于金霞经开区物流产业的发展。长株潭一体化加速了 3 区融城进度,位于 3 区交界的天心区和雨

花区南部以及长沙县暮云镇近年城市化进程加速。(2) 由于城市功能分区的转移,长沙市主城区(芙蓉区、开福区南部、天心区和雨花区北部、岳麓区东部)城市扩张的速度和数量都很缓慢,以散点式变化为主,变化较快的地区沿浏阳河分布。(3) 长沙县和望城县境内,城市扩张以点状和线状为主,点状扩张主要表现为农村居民点连接成片,线状扩张主要表现为绕城交通网的建设。

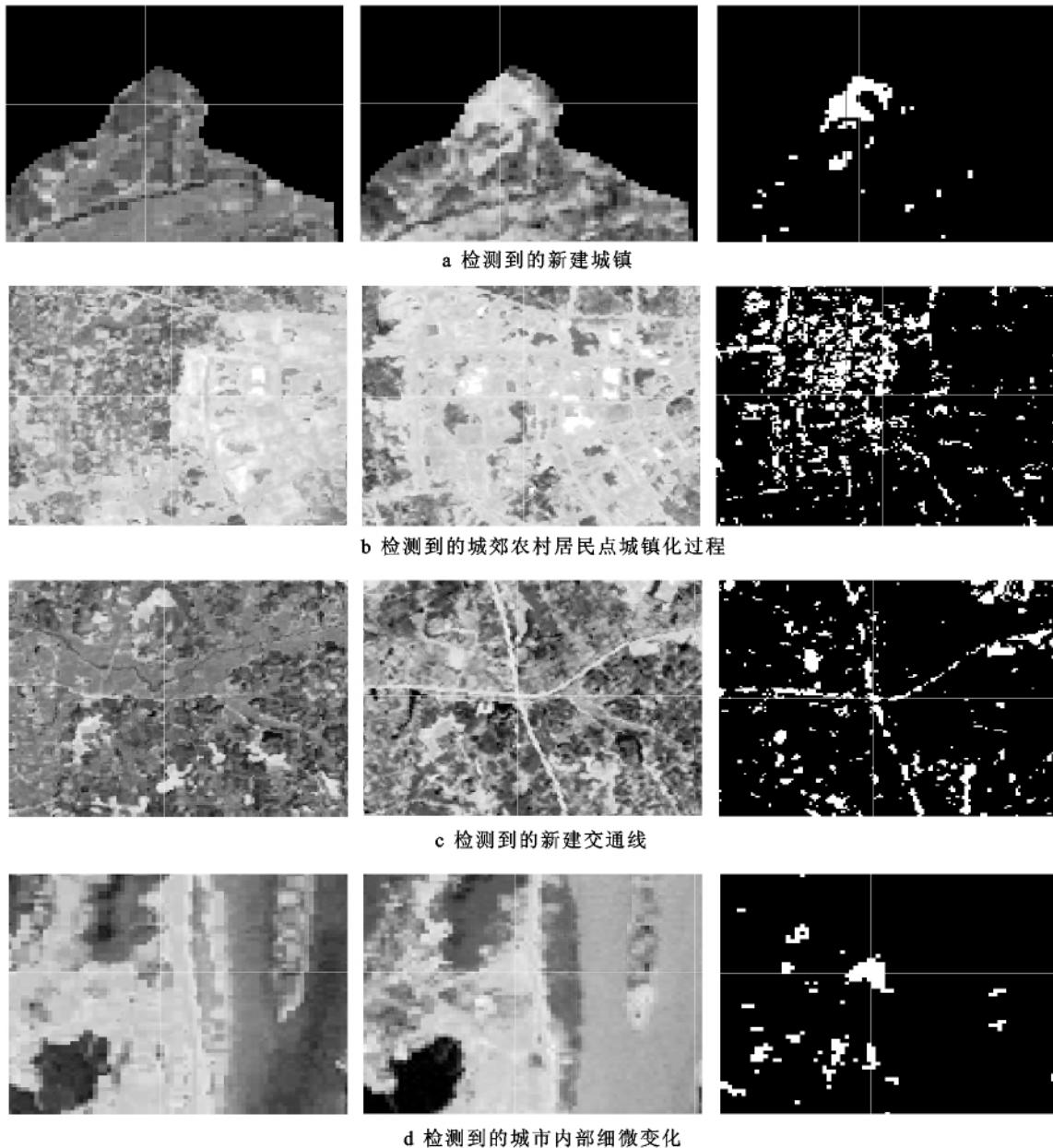


图 3 研究区不同类型城市变化检测结果

4 结论

以长沙都市区为例,从图像异常检测角度出发,提出了一种新的城市变化信息检测方法——差分图

像异常检测法,即用移动窗口法对差分图像进行边缘异常检测并以此确定城市变化候选像元,再用 NDBI 差值法剔除伪变化像元。结果表明,差分图像异常检测法的检测精度可以达到 88.2%。

统计显示,2004—2009 年的 5 a 间,长沙都市区城市变化像元共计 116 101 个,总面积 104.49 km²,即该区有 5.41% 的自然景观转化为城市景观,并以 20.898 km²/a 的速度增长。中心城区城市变化缓慢,城市变化最快的地区集中分布在三环线两侧,园区经济的发展成为城市扩张的主要驱动力。

本研究结果虽得到验证,但由于受 TM 影像空间分辨率的限制,在检测新增道路和城市内部细微变化时的精度较低,结合更高分辨率的遥感影像进行数据融合处理,可达到更高的检测精度。

[参 考 文 献]

- [1] Singh A. Digital change detection techniques using remotely-sensed data[J]. *Int. J. Remote Sensing*, 1989,10(6):989-1003.
- [2] Howarth P J, Wickware G M, Mayo K K. Procedures for change detection using landsat digital data[J]. *Int. J. Remote Sensing*, 1981,2(3):277-291.
- [3] 张友水,徐财江,李志勇. 基于 TM 影像的绍兴地区土地利用变化监测[J]. *资源科学*, 2006,28(6):120-126.
- [4] Lyon J G, Yuan D, Lunetta R S, et al. A change detection experiment using vegetation indices[J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1998,64(2):143-150.
- [5] Eastman J R, Filk M. Long sequence time series evaluation using standardized principal components[J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1993,59(6):991-996.
- [6] 杨翠芬,田村正行. 差分主成分分析法在辽河三角洲景观变化中的应用[J]. *地理学报*, 2004,59(4):592-598.
- [7] 陈晋,何春阳,卓莉,等. 基于变化向量分析(CVA)的土地利用/覆盖变化动态监测. II:变化类型的确定方法[J]. *遥感学报*, 2001,5(5):346-353.
- [8] Zhang Yun. Detection of urban housing development by fusing multisensor satellite data and performing spatial feature post-classification[J]. *Int. J. Remote Sensing*, 2001,22(17):3339-3355.
- [9] Li Xia, Yeh A G O. Principal component analysis of stacked multi-temporal images for the monitoring of rapid urban expansion in the Pearl River delta[J]. *Int. J. Remote Sensing*, 1998,19(8):1501-1518.
- [10] Zhang Qi, Wang Jinfei, Gong Peng, et al. Urban built-up land change detection with road density and spectral information from multi-temporal Landsat TM data[J]. *Int. J. Remote Sensing*, 2002,23(15):3057-3078.
- [11] Masek J G, Lindsay F E, Goward S N. Dynamics of urban growth in the Washington DC metropolitan area, 1973—1996, from Landsat observation[J]. *Int. J. Remote Sensing*, 2000,21(18):3473-3478.
- [12] 李全,李霖,赵曦. 基于 Landsat TM 影像的城市变化检测研究[J]. *武汉大学学报:信息科学版*, 2005,30(4):351-354.
- [13] 刘吉平,赵鹏大. 图像异常检测方法与应用研究[J]. *中国地质大学学报:地球科学*, 1999,24(5):503-505.
- [14] Mark J C. A cluster-based approach for detecting man-made objects and changes in imagery[J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, 2005,43(2):374-387.
- [15] Chen J Y, Reed I S. A detection algorithm for optical targets in clutter[J]. *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, 1987,23(1):46-59.
- [16] Whittaker R H. Vegetation of the Siskiyou Mountains, Oregon and California[J]. *Ecological Monographs*, 1960,30(3):279-338.
- [17] McDonnell M J, Pickett S T A. Ecosystem structure and function along urban-rural gradients: An unexploited opportunity for ecology[J]. *Ecology*, 1990,71(4):1232-1237.
- [18] Nelson R F. Detecting forest canopy change due to insect activity using Landsat MSS[J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1983,49(9):1303-1314.
- [19] 杨山. 发达地区城乡聚落形态的信息提取与分形研究:以无锡市为例[J]. *地理学报*, 2000,55(1):671-678.
- [20] Zha Yong, Gao Jay, Ni Shaoxiang. Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery[J]. *Int. J. Remote Sensing*, 2003,24(3):583-594.
- [21] 长沙市城乡规划局. 长沙市城市总体规划(2003—2020) [DB/OL]. 2010 年修订. [2010-02-21]. <http://61.187.135.149/gz2011/index.htm> (2010-01-20).
- [22] 朱磊,罗格平,陈曦. 伊犁河中下游近 40 年土地利用与覆被变化[J]. *地理科学进展*, 2010,29(3):292-300.