

文章编号: 1008-2786-(2014)3-293-07

# 利用影像尺度响应进行城市扩张变化检测

李雪冬<sup>1,2</sup> 杨广斌<sup>1,2\*</sup> 张旭亚<sup>3</sup> 杨兴栋<sup>1</sup> 伍 静<sup>1</sup>

(1. 贵州师范大学地理与环境科学学院, 贵州 贵阳 550001; 2. 贵州山地资源与环境遥感重点实验室, 贵州 贵阳 550000;  
3. 首都师范大学资源环境与旅游学院, 北京 100100)

**摘 要:** 在光谱直接比较的变化向量分析基础上, 提出一种利用景观类型的尺度响应特征进行城市扩张的变化检测方法, 该方法充分挖掘了对象的几何特征与纹理特征。首先, 利用基准期与检测期影像中不同景观对象的各自拟合特征对数据进行分割, 获取子对象, 根据每个对象内象元光谱具有同质性的原则, 对景观类型发生变化的对象通过规则进行识别, 以初步提取变化范围。进而, 利用 ROC 曲线确定最佳分界点与可疑区间范围, 以对象为基本单元采用模糊函数的思想对变化区域进行精确提取。最后, 以山地城市——贵阳市主城区 Landsat-5 2001 年和 2008 年的多光谱影像为数据源, 对方法进行了检验。结果表明, 该方法可以准确、迅速的提取城市变化范围。

**关键词:** 尺度响应; 向量分析; ROC 曲线; 隶属度函数

**中图分类号:** TP75, TP79

**文献标志码:** A

随着国内经济和社会的快速发展, 城市化进程不断加快, 越来越多的非建设用地被城市用地侵占, 致使城市周围景观格局发生明显变化<sup>[1]</sup>。及时、准确的检测城市扩张是进一步分析土地利用/土地覆被变化机制并模拟和评价其不同景观对生态环境所产生影响的基础<sup>[1-2]</sup>。目前, 已有多种基于遥感的变化检测方法, 根据最小检测单元可分为基于像素和基于对象两种方式<sup>[3]</sup>, 基于像素的影像分析受噪声影响较大, 因此, 基于对象的变化检测逐渐成为了主流<sup>[4-6]</sup>, 变化检测方法通常又可以概括为: 分类后比较法、图像代数法两种<sup>[7]</sup>。前者对分类器的依赖性较强, 导致分类误差积累。后者要求对使用的遥感数据进行严格的辐射校正以减少不同大气条件、太阳高度角、土壤水分和植被季相差异等干扰因素

造成的影响<sup>[8]</sup>。同时, 最优阈值确定也被公认为是变化向量分析方法中的最关键问题和挑战, 而目前的研究中, 多是通过经验反复调试来确定变化阈值, 这种对主观经验和调试时间的依赖常常导致变化探测结果的不可靠, 王琰将 ROC 曲线(Receiver Operating Characteristic, 受试者工作特征曲线)引入到变化阈值的确定, 避免了传统经验选取阈值方法的不足<sup>[8]</sup>。

本文基于对象的基础上提出一种利用 TM 影像进行城市扩张的变化检测方法。利用景观对象的拟合特征对不同时相影像进行分割, 从而获取子对象, 分析不同时期子对象的均质性差异, 以子对象为变化检测的基本单元提取变化区域, 最终, 借助 ROC 曲线确定可疑区间与最优分割点, 建立隶属度函数,

收稿日期(Received date): 2013-06-23; 改回日期(Accepted): 2013-10-21。

基金项目(Foundation item): 贵州省重大专项项目(黔科合重大专项字[2012]6007号)、国家自然科学基金项目(41361091)、贵州省优秀青年科技人才培养对象专项资金项目(黔科合人字[2013]39号)。[Guizhou Province Major Project (QJK Major Project [2012]NO. 6007); the project of National Natural Science Fund(41361091); the project of Guizhou Province Outstanding Youth Science and Technology Talent (QKHR [2013]NO. 39).]

作者简介(Biography): 李雪冬(1988-), 男(汉), 黑龙江省绥化市人, 硕士研究生, 主要从事地理信息系统与遥感影像分类方面的研究。[Li Xuedong(1988-), male(Han), born in Suihua, Heilongjiang Province, master candidate, research on GIS and remote sensing image classification.] E-mail: li.xuedong.1988@163.com

\* 通信作者(Corresponding author): 杨广斌(1973-), 男, 山东聊城人, 博士, 教授, 主要从事地理信息系统开发与应用研究。[Yang Guangbin(1973-), male(Han), born in Liaocheng, Shandong Province, Ph.D. professor, research on GIS exploit and application.] E-mail: yg-byln@163.com

并利用特征向量的方法获取子对象的变化信息。该方法在充分利用影像光谱信息的同时,充分挖掘地物空间信息以及景观特征<sup>[9-11]</sup>。

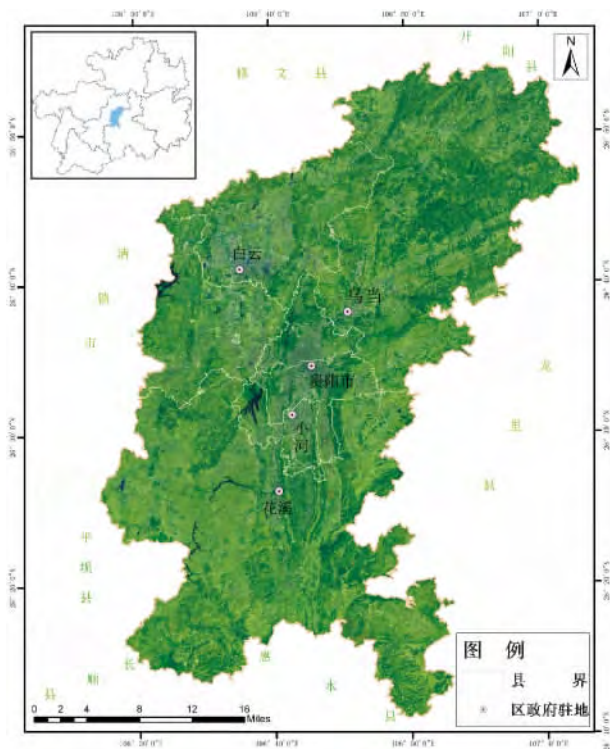


图 1 研究区位置图

Fig. 1 Location of the study area

## 1 研究区概况与数据来源

贵阳市位于贵州省的中部(图 1),地处 26.2 ~ 27.0°N, 106.45 ~ 107.0°E, 面积 2 428.53 km<sup>2</sup>。该城市扩张明显,且地物斑块破碎,景观格局变化较大,对其进行变化检测具有实际意义。选取 2008 - 05 - 22 美国陆地卫星 Landsat - 5 所获取的多波段扫描影像为基准时期数据(T1),为了减少不同条件下的辐射差异,同时选择 2001 年 5 月 TM 影像为检测时期(T2)数据,最大可能的减小“干扰噪声”。该影像有 7 个波段,影像空间分辨率除第 6 波段(热红外波段)为 120 m 外,其余均为 30 m。

## 2 研究方法

基于对象的变化检测方法主要包括影像的尺度响应和特征矢量相似性分析<sup>[12-13]</sup>两部分。首先利用多影像的尺度响应结合光谱与几何特征挖掘景观

格局变化的特点,初步提取变化范围;然后,利用 ROC 曲线自动判断阈值与置信空间,借助隶属度函数实现变化检测自动提取的目的,其技术流程如图 2 所示。

### 2.1 基于多影像的尺度响应

影像的尺度分割是实现像素转化为对象的过程,是依据光谱的同质性聚类,分割成适合反应地类景观的几何特征的尺度,通过尺度分割获取具有光谱特征和空间属性的对象组合<sup>[14-16]</sup>,不同的对象可以反映不同的景观,而不同的景观可以识别不同的地物,传统的变化检测方法只利用了光谱特征而忽略了空间属性。

不同影像层的尺度响应是体现不同景观效应的重要途径。利用尺度分割方法,是将影像或专题图进行“区域增长”,形成不同光谱间隔和几何特性的景观,使每个对象在各自的影像对象层上有较好的空间斑块信息表达,满足特定的异质性标准,产生丰富的地物斑块的光谱信息、几何属性、空间关系等。一个影像对象的异质性值  $f$  是由 4 个变量计算而得:  $W_{color}$  (光谱信息权重)、 $W_{shape}$  (形状信息权重)、 $h_{color}$  (光谱异质性值)、 $h_{shape}$  (形状异质性值)。 $W$  是各个影响因子的权重,取值于 0 ~ 1,且  $W_{color} + W_{shape} = 1$

$$f = w_{color} \cdot h_{cover} + w_{shape} \cdot h_{shape} \quad (1)$$

光谱异质性值  $h_{color}$  不仅与组成对象的象元数目有关,还取决于各个波段标准差(公式 2)。 $\sigma_c$  为像元内部像元值的标准差,  $n$  为像元数目。形状异质性值由两部分组成(公式 3)

$$h_{color} = \sum_c w_c (n_{Merge} \cdot \sigma_c^{Merge} - (n_{Obj1} \cdot \sigma_c^{Obj1} + n_{Obj2} \cdot \sigma_c^{Obj2})) \quad (2)$$

$$h_{shape} = w_{cmpct} \cdot h_{cmpct} + (1 - w_{cmpct}) \cdot h_{smooth} \quad (3)$$

式中  $h_{cmpct}$  为紧密度,  $h_{smooth}$  为光滑度。 $h_{cmpct}$  与  $h_{smooth}$  取决于组成对象的像元数  $n$ , 多边形的边长  $L$  与同面积多边形的最小边长  $b$ , 见公式 4、5。

$$h_{smooth} = n_{Merge} \cdot \frac{l_{Merge}}{b_{Merge}} - \left( n_{Obj1} \cdot \frac{l_{Obj1}}{b_{Obj1}} + n_{Obj2} \cdot \frac{l_{Obj2}}{b_{Obj2}} \right) \quad (4)$$

$$h_{cmpct} = n_{Merge} \cdot \frac{l_{Merge}}{\sqrt{n_{Merge}}} - \left( n_{Obj1} \cdot \frac{l_{Obj1}}{\sqrt{n_{Obj1}}} + n_{Obj2} \cdot \frac{l_{Obj2}}{\sqrt{n_{Obj2}}} \right) \quad (5)$$

对象的边界主要取决于影像在指定尺度上的对象拟合特征,对一期影像进行分割,满足景观拟合尺度后,再把该尺度生成的“矢量图”与另一期数据进行叠加,变化的对象区域会出现不同的特征规律,每

个变化的景观都会有与之不同的拟合尺度,因此在保证  $W_{color}$ 、 $W_{shape}$  相同的前提下,  $h_{color}$  (光谱异质性值)、 $h_{shape}$  (形状异质性值) 对景观格局的表征起决定性作用。再分割则是针对不同影像对象景观格局的不同尺度效应,解决所产生斑块与真实地物边界不拟合的问题。不同时期的影像对象层之间可以进行信息传递,最终,获得变化的对象。

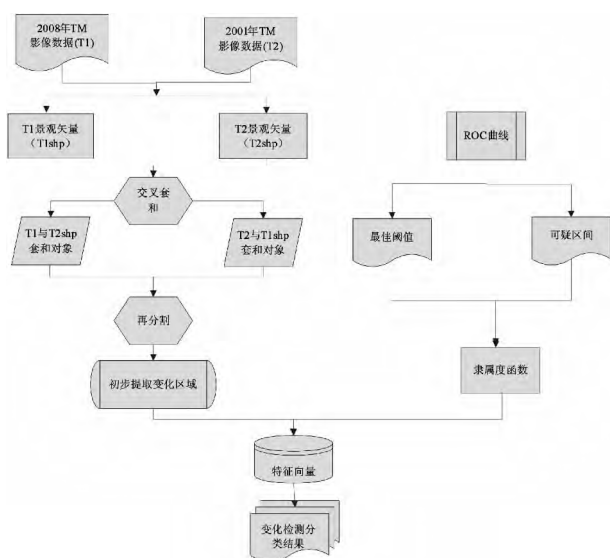


图2 技术流程图

Fig. 2 The Flow chart of research

## 2.2 特征向量的相似性

不同影像对象之间的相似关系可以看作是各个特征组成特征向量的相似性关系,根据不同影像对象的尺度响应所获取的变化对象,提取各个对象的特征组成特征矢量。将基准影像的特征矢量记为  $R$ , 检测影像的特征矢量记为  $S$ 。 $R$  和  $S$  分别如下

$$\Delta V = R - S = \begin{bmatrix} r_1 - s_1 \\ r_2 - s_2 \\ \vdots \\ r_n - s_n \end{bmatrix} \quad (6)$$

变化强度  $|\Delta V|$  定义为

$$|\Delta V| = \sqrt{(r_1 - s_1)^2 + (r_2 - s_2)^2 + \cdots + (r_n - s_n)^2} \quad (7)$$

阈值  $|\Delta V|$  的设定跟具体的影像质量有关,值越大,就是距离越远,则相似度越小,变化的可能性就越大,因此,在越靠近 0 的位置影像的变化可能性就越小。

## 2.3 变化阈值与置信空间的确定

ROC 曲线,在医学检验中得到较为广泛的应

用,其主要功能是对所有可能的阈值做计算显示敏感度和特异度之间相互关系,从而确定最佳工作点 (optimal operating point, OOP),在类分布未知的领域和代价敏感性学习中变的越来越重要<sup>[17]</sup>。

传统的变化检测阈值的确定多是通过经验法或者是可视化手动调节,使阈值的确定具有较强的主观性以及人为干扰,并且单一阈值并不能合理检测动态变化区域。因此本文采用模糊函数的思想,借助 ROC 曲线来确定变化检测的最佳阈值和可疑区间,具体思想如下:

变化检测是一个二分类的问题,令  $\{p, n\}$  是预测的变化情况,其中  $p$  代表变化,  $n$  代表未变化,将影像对象层看做一个数据集,则每一个对象则是数据集中的元素  $i$ ,并且每一个元素都有变化 ( $T$ ) 或者未变化 ( $F$ ) 的属性,给定一个阈值条件进行变化检测,将会出现 4 种可能的结果:如果真实的是变化,被预测的也是变化,则为真正的变化  $TP$  (True Positive);如果真实的是不变化,被预测成变化,则为错误的变化  $FP$  (False Positive);如果真实的是变化,被预测成不变化,则为错误不变化  $FN$  (False Negative);如果真实的是不变化,被预测的也是不变化,则称真正不变化  $TN$  (True Negative)。可以用表 1 所示的混淆矩阵来表示测试结果的分布情况。

表1 变化检测混淆矩阵

Table 1 Change detection confusion matrix

分类器预测	专家预测	
	$P$	$N$
$T$	$TP$	$FP$
$F$	$TN$	$FN$

根据二类混淆矩阵,可以得到一个对应于混淆矩阵的概率矩阵  $M$ ,如表 2。

表2 变化检测概率矩阵

Table 2 Change detection probability matrix

分类器预测	专家预测	
	$P$	$N$
$T$	$TPR$	$FPR$
$F$	$FNR$	$TNR$

ROC 曲线可根据  $FPR$  为横轴,  $TPR$  为纵轴,形成一个正方形的二维空间。在此二维空间中各个



( $FPR$ ,  $TPR$ ) 点标出并用直线连接相邻点则可构建一条 ROC 曲线。

### 3 结果分析

#### 3.1 景观变化对象初提取

影像的尺度分割是还原地表景观特征的重要途径,首先,采用试错法确定  $T1$ 、 $T2$  影像分割尺度为 25,  $W_{shape}$ 、 $H_{compact}$  分别为 0.3、0.5,形成不同子对象矢量数据  $T1_{shp}$ 、 $T2_{shp}$ ,将  $T2_{shp}$  与  $T1$  影像进行叠加,则发现变化的区域所在的对象内部不能满足均质性标准,即景观边界不能与对象边界重合,出现了混合对象(一个对象中包含两种或者两种以上地物),而未变化的区域则依然能较好地反映出该影像的尺度响应特征。在该影像对象层的基础上再进行一次分割,则  $T2$  影像中混合对象根据  $T2$  影像的空间尺度特征进行划分,形成满足均质性标准的对象,同样原理,将  $T1_{shp}$  与  $T2$  影像进行叠加,再进行分割。最终,记录分割中受到破坏的对象,则该对象记为变化

检测发生区域,分割结果合并后共得到图斑 4 628 个,其中检测出的变化图斑为 739 个,面积为 660.5  $\text{km}^2$ ,占总面积的 32.6%。

#### 3.2 向量相似性检测变化区域

由于受传感器以及其他物理因素的影响,相同景观在不同时期遥感影像中存在明显差异,导致利用形状提取的变化对象中包含很多伪变化区域,因此需要借助 ROC 曲线确定阈值,最后,利用向量相似度的方法进行变化检测提取。

以景观变化对象初提取的结果作为专题层对  $T1$ 、 $T2$  影像数据进行尺度为 10 的分割,得到子对象 1 503 个,通过改变阈值,共获得 20 组不同的检测结果,从每一个结果中选取 100 个样本,构建变化检测混淆矩阵,并计算  $FPR$ 、 $TPR$ 。最后,利用  $FPR$  为横轴,  $TPR$  为纵轴绘制 ROC 曲线,如图 4 所示。

由上图可知 20 个阈值点的灵敏度和特异度,选择其最大的切点为临界点,最终确定阈值为 0.9 时为变化检测的最佳临界点,随着切点值的降低,其上升部分并不完全与 X 轴垂直,灵敏度在不断上升的

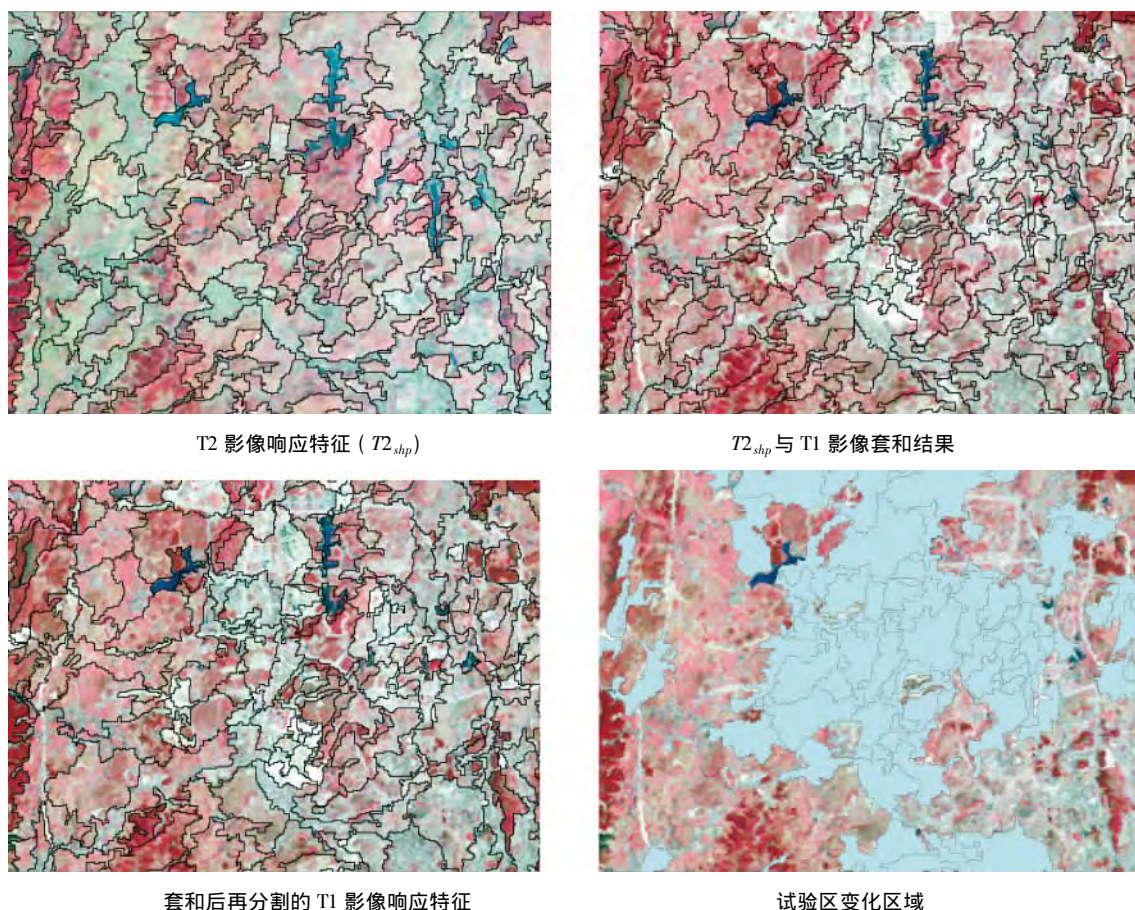


图 3 不同时期影像的尺度响应

Fig. 3 The result of different segmentation scale

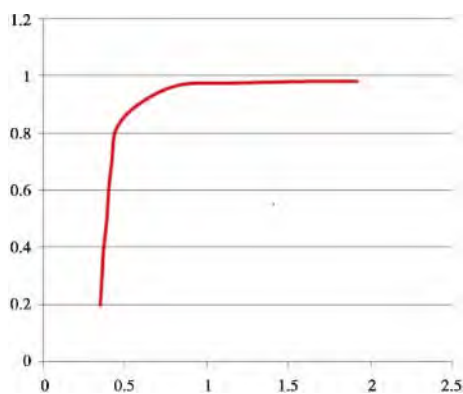


图4 变化检测 ROC 曲线图

Fig. 4 Change Detection ROC result

同时,特异度也在缓慢下降,在灵敏度约为 0.432,特异度为 0.82 时出现第一个较明显的折点,随后灵敏度上升速度减缓,而特异度下降速度增加,说明变化检测的正确与错误重叠程度增大,约在灵敏度为 1.153,特异度为 0.97 出现第二个折点,接下来直线基本呈水平。由以上可知,可疑值范围应选在灵敏度为 0.432 ~ 1.153,所对应的阈值为 0.7 ~ 1.1 其间包含了较多的重叠区域。

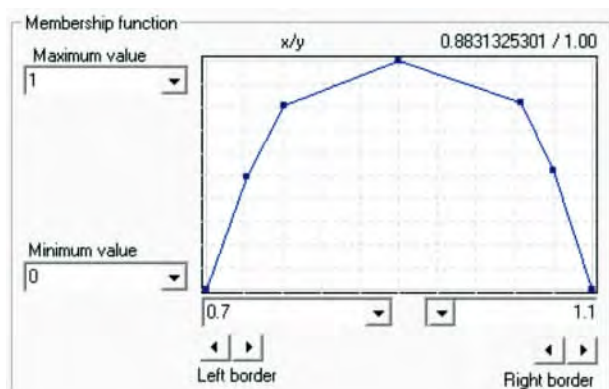


图5 隶属度函数图

Fig. 5 Membership function

由以上可知,最佳阈值为 0.9,可疑区间 0.7 ~ 1.1。因此当阈值为 0.9 时,隶属度函数具有最大值为 1,当阈值  $< 0.7$  或  $> 1.1$  时隶属度函数为 0。当阈值范围从 0.7 ~ 1.1 时,不同的阈值具有不同的隶属度函数值,并且越接近 0.9 所对应的隶属度函数值越大,根据以上原则构建如图 5 所示的隶属度函数,最后,通过规则对变化区域进行提取。

### 3.3 变化类型的确定

变化类型的确定是借助影像对象特征<sup>[18]</sup>的

SVM( Csupport Vector Machine, 缩写 SVM, 支持向量机) 分类法, SVM 是一种智能的学习机分类方法,它是通过非线性映射,把样本空间映射到一个高维乃至无穷维的特征空间中( Hilbert 空间),使得在原来的样本空间中非线性可分的问题转化为在特征空间中的线性可分的问题, SVM 分类方法根据选择的数据集制定每个样本的特征空间,分类过程就是将影像对象指定到不同的特征空间的过程,操作相对简单,且具有较高的分类精度。

SVM 分类方法是基于样本的基础上进行的,根据典型地物对象特征选取具有代表意义的样本,根据样本所代表地物的特征确定特征空间,生成隶属度函数,如图 6 所示为样本 1、2、3 与特征 1 构建的隶属度函数图,影像对象在哪个样本隶属度函数值最高,则影像对象就归为哪一类。在分类的过程中一般不会选择一个特征用来限定,总是选择多个特征,构成特征空间。当影像对象的值落在哪个样本的特征空间内,则该对象就归为哪一类。

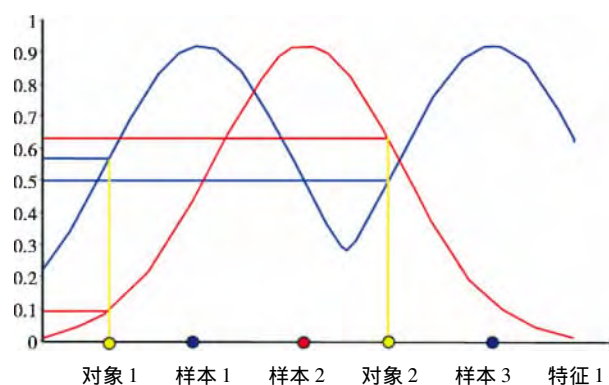


图6 SVM 分类中隶属度函数图

Fig. 6 SVM classification membership function diagram

由 6 图可知,在面向对象分类中特征是起决定性作用的因素,各个土地利用类型总是和相应的特征相联系。只有选择合适的特征并运用正确的算法才能保证将影像中的变化类型进行正确提取。研究区贵阳市为山地城市,主要土地覆被类型为旱地、林地、水田、草地,为了有效区分以上地类,共选取了 TM1 - TM5、TM7 波段的均值、TM1 - TM5、TM7 波段的标准差、NDVI、以及 DEM 衍生的坡度信息等 14 个指标作为标准构建特征空间。确定特征空间后,基于 eCognition Developer 提供的 SVM 分类法对变化区域进行分类。

由分类结果(图 7)统计可知,贵阳市在 2001—





图 7 贵阳市不同时期 TM 影像以及变化检测结果

Fig. 7 TM image of Guiyang in different and change detection result

2008 年期间,基于 TM 30 m 分辨率的基础上,检测出的城市扩张共 115.47 km<sup>2</sup>,其中占用水田 41.28 km<sup>2</sup>、旱地 69.17 km<sup>2</sup>、林地 3.01 km<sup>2</sup>、草地 2.01 km<sup>2</sup>。

#### 4 结论与讨论

1. 针对传统变化检测方法利用光谱特征而忽略空间属性特征的基础上,提出了一种利用景观的几何特征检测变化区域的方法,它通过不同的影像对象层上不同景观的对象拟合特征,利用生成的“矢量图”进行叠加分析,从而确定变化区域。

2. 在特征矢量相似性分析的技术支持下,将 ROC 曲线引入到变化检测的阈值确定中,确定最佳临界点与可疑值区间,利用模糊函数建立规则,从而达到变化检测的目的。

3. 为了对本文提出的方法进行试验,选择城市化发展较快的贵阳市为研究区,使用 2001 年、2008 年 TM 影像数据进行了研究,得出 2001—2008 年贵阳市主城区面积增加 115.47 km<sup>2</sup>。

4. 本文提出的方法是基于同一传感器、同一时期的数据进行试验,数据的获取以及质量是本试验成功地关键,而影像数据质量不佳甚至缺失的情况也时有发生,因此对不同数据源以及数据类型之间的变化检测将是一个待解决的问题。

#### 参考文献(References)

[1] Liu Zhifang, Zhang Jiping. Change detection methods and their appli-

cation in city[J]. Bulletin of Surveying and Mapping 2002 (9): 25-27 [刘直芳,张继平.变化检测方法及其在城市中的应用[J].测绘通报 2002 (9): 25-27]

[2] Song Cuiyu, Li Peijun, Yang Fengjie. The application of multiscale image texture to the detection of urban expansion[J]. Remote Sensing for Land & Resources 2006 9(3): 37-42 [宋翠玉,李培军,杨锋杰.运用多尺度图像纹理进行城市扩展变化检测[J].国土资源遥感 2006 9(3): 37-42]

[3] Tapas R Martha, Norman Kerle, Victor Jetten, et al. Characterizing spectral, spatial and morphometric properties of landslides for semi-automatic detection using object-oriented methods[J]. Geomorphology 2010, 116: 24-36

[4] Yashon O Oumaa, S S Josaphatb, Ryutaro Tateishib. Multiscale remote sensing data segmentation and post-segmentation change detection based on logical modeling: Theoretical exposition and experimental results for forestland cover change analysis. Computers & Geosciences 2008, 34: 715-737

[5] Volker Walter. Object-based classification of remote sensing data for change detection[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing 2004, 58: 225-238

[6] Jesus Aguirre-Gutiérrez, Arie C Seijmonsbergen, Joost F. Duivenvoorden optimizing land cover classification accuracy for change detection, a combined pixel-based and object-based approach in a mountainous area in Mexico[J]. Applied Geography 2012, 34: 29-37

[7] Han Shanshan, Li Haitao, Guhaiyan. The study on land use change detection based on object-oriented analysis[J]. Remote Sensing Information 2009 (3): 23-29 [韩闪闪,李海涛,顾海燕.面向对象的土地利用变化检测方法研究[J].遥感信息 2009 (3): 23-29]

[8] Wang Yan, Shu Ning, Gong Yan. A study of land use change detection based on high resolution remote sensing images[J]. Remote Sensing for Land & Resources 2012 (1): 43-47 [王琰,舒宁,龚

- 羹. 高分辨率遥感影像土地利用变化检测方法研究[J]. 国土资源遥感, 2012, (1): 43–47]
- [9] Jungho Im, John R Jensen. A change detection model based on neighborhood correlation image analysis and decision tree classification [J]. Remote Sensing of Environment, 2005, 99: 326–340
- [10] R V Platt a, T Schoennagel b. An object-oriented approach to assessing changes in tree cover in the Colorado Front Range 1938–1999 [J]. Forest Ecology and Management, 2009, 258: 1342–1349
- [11] Masroor Hussain, Dongmei Chen, Angela Cheng, et al. Change detection from remotely sensed images: from pixel-based to object-based approaches [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2013, 80: 91–106
- [12] Chen Jin, He Chunyang, Zhou Li. Land use/cover change detection with change vector analysis (CVA): change type determining [J]. Journal of Remote Sensing, 2011, 5(5): 346–352 [陈晋, 何春阳, 卓莉. 基于变化向量分析(CVA)的土地利用覆盖变化动态监测——变化类型的确定方法[J]. 遥感学报, 2011, 5(5): 346–352]
- [13] Li Xue, Shu Ning, Wang Yan. Segment-based land use change detection using the similarity of vector [J]. Remote Sensing Information, 2009, (6): 7–11 [李雪, 舒宁, 王琰. 利用向量相似性进行基于像斑的土地利用变化检测[J]. 遥感信息, 2009, (6): 7–11]
- [14] Yu Huan, Zhang Shuqing, Kong Bo, et al. Optimal segmentation scale selection for object-oriented Remote Sensing Image classification [J]. Journal of Image and Graphics, 2010, (2): 352–360 [于欢, 张树清, 孔博, 等. 面向对象遥感影像分类的最优分割尺度选择研究[J]. 中国图形图像学, 2010, (2): 352–360]
- [15] Chen Weizhong, Ni Zongzan, Pan Xiaoping, et al. Receiver Operating Characteristic Curves to determine the optimal operating point and doubttable value Interval [J]. Modern Preventive Medicine, 2005, 32(7): 729–731 [陈卫中, 倪宗瓚, 潘晓平, 等. 用ROC曲线确定最佳临界点和可疑值范围[J]. 现代预防医学, 2005, 32(7): 729–731]
- [16] Goncalves H, Corte – Real L, Goncalves J A. Automatic Image Registration through image segmentation and SIFT [J]. Geoscience and remote sensing, IEEE Transactions on, 2011, 49: 2589–2600
- [17] Chen Qiuxiao, Luo Jiancheng, Zhou Chenghu, et al. Classification of remotely sensed imagery using multi-features based approach [J]. Journal of Remote Sensing, 2004, (3): 239–245 [陈秋晓, 骆剑承, 周成虎, 等. 基于多特征的遥感影像分类方法[J]. 遥感学报, 2004, (3): 239–245]
- [18] André Stumpf, Norman Kerle. Object-oriented mapping of landslides using Random Forests [J]. Remote Sensing of Environment, 2011, 115: 2564–2577

## Application of Multiscal Segmentation to the Detection of Urban Expansion

LI Xuedong<sup>1,2</sup>, YANG Guangbin<sup>1,2</sup>, ZHANG Xuya<sup>3</sup>, YANG Xingdong<sup>1</sup>, WU Jing<sup>1</sup>

(1. School of Geograpy and Enviroment Sciences, Guizhou Normal University, Guiyang 550000, China;

2. Key Laboratory of Remote Sensing Application Mountain Resources and Environment, Guiyang 550000, China;

3. College of Resource Environment and Tourism, Capital Normal University, Beijing 100048, China)

**Abstract:** A use of the scale of the landscape type response characteristics of urban expansion change detection method is proposed based on direct comparison of the changes in the spectral vector analysis. This method had full used geometry and texture features. First, the use of different landscape objects contemplated and features in the base period and the detection of image segmentation, cross-nested and presplits get the child object, and then according to the homogeneity of the spectral clustering standard initial extraction range. Finally, use the ROC curve to determine the best cut-off point and suspicious interval range, base on member ship and the basic unit of change vector analysis method for accurate extraction of the change detection area. Use the Landsat-5 2001 and 2008 multi-spectral image of the main city in Guiyang City, Guizhou Province of China as data source to do experiments to prove the feasibility of the method. The result show this method can exactly and rapidly find urban of change.

**Key words:** multiscale segmentation; CVA; ROC curve; Membership function